



TITLE:

動的経路交通量推定モデルの構築 及び交通管制方策の評価・考察に 関する研究(Dissertation_全文)

AUTHOR(S):

金, 進英

CITATION:

金, 進英. 動的経路交通量推定モデルの構築及び交通管制方策の評価・
考察に関する研究. 京都大学, 2007, 博士(工学)

ISSUE DATE:

2007-03-23

URL:

<https://doi.org/10.14989/doctor.k13024>

RIGHT:

動的経路交通量推定モデルの構築及び 交通管制方策の評価・考察に関する研究

2007 年 2 月

金 進 英

**動的経路交通量推定モデルの構築及び
交通管制方策の評価・考察に関する研究**

2007 年 2 月

金 進 英

序

道路上の理想的な交通管制方策を実現するためには、PDCA (Plan (計画) Do (実行) Check (評価) Action (改善)) サイクルに基づいた運営が必要であり、この4つの段階は一つ欠かせない重要なパーツである。従来の交通工学分野において、P (Plan) と D (Do) の部分を取り扱う研究が多く、その研究では主に SP (Stated Preference) 調査や仮想ネットワークにおける交通シミュレーションを用いて分析が行われた。一方、C (Check) と A (Action) を行うためには、方策によって変化した交通状況を把握する必要があるものの、そのためのデータ収集が困難であるのが現実である。

本研究で提案したモデル及び分析手法は、交通管制方策における PDCA サイクルを遂行する際に必要な交通データの獲得及びその獲得したデータを用いた PDCA の実行に用いることができる。PDCA 実施のための望ましい交通データとしては、道路ネットワークにおけるフローパターンを表す動的経路交通量が適切である。本研究では、まずリンクから観測できる交通量や速度などのデータを用いた動的経路交通量の推定モデルを構築した。構築したモデルは交通データに観測誤差を認め、なおかつ交通状況の変化に対応可能な構造にすることにより、実用性を高めた。

また、適切なタイミングに適切な交通管制を導入するためには、P (Plan) の段階で適用対象ネットワークの動的な交通需要の変動と道路パフォーマンスの変動を把握する必要がある。そこで、構築されたモデルから推定された動的経路交通量を用いて交通需要の変動を分析し、さらに、AVI (Automatic Vehicle Identification) データから集計された所要時間を用いて道路パフォーマンスの変動を分析した。それらの変動を定量化することは、より安全性と効率性を高める交通管制方策の導入が可能であると期待できる。また、C (Check) の段階では、運営されている交通管制方策が道路交通に影響及び効果を評価のしなければならない。それゆえ、本研究では、推定された経路交通量を用いて、交通管制方策の一例としての道路上の交通情報提供の効果評価を行った。

以上により、本研究で提案したモデル及び分析手法は、PDCA サイクルによる交通管制方策のより効率的な運営に寄与することが期待される。特に経済成長が著しい開発途上国や筆者の母国である韓国では新たな交通管制方策を試行しており、PDCA サイクルは欠かせない手法である。したがって、本研究で提案した交通管制方策の評価・考察の手法が交通管制技術の向上の一助となることを期待する。

平成 19 年 2 月

金 進英

【目次】

第1章 序論	1
1.1 研究の背景及び目的	1
1.2 本研究の構成	3
第2章 既往の研究と本研究の位置づけ	7
2.1 概説	7
2.2 OD 交通量推定モデルに関する既往の研究	8
2.2.1 静的 OD 交通量推定モデル	8
2.2.2 動的 OD 交通量推定モデル	11
2.3 交通管制方策の効率化に関する既往の研究	13
2.3.1 流入制御手法	13
2.3.2 交通情報提供	14
2.4 本研究の特徴及び位置づけ	15
2.5 結語	17
第2章 参考文献	19
第3章 逐次推定法に基づいた動的経路交通量推定モデルの構築	21
3.1 概説	21
3.2 動的結合型経路交通量推定モデル	22
3.3 流入/発生交通量を未知変数とした動的経路交通量推定モデル (DCLS-TGV) の構築	23
3.3.1 DCLS-TGV モデルの定式化	23
3.3.2 DCLS-TGV モデルの変数	26
3.3.3 DCLS-TGV モデルの特徴	30
3.3.4 DCLS-TGV モデルの解法	31
3.4 結語	39
第3章 参考文献	41
第4章 動的経路交通量推定モデル(DCLS-TGV)のパフォーマンス検証	43
4.1 概説	43
4.2 線形ネットワークにおける DCLS-TGV モデルの性能の確認	43

4.2.1 対象ネットワーク	43
4.2.2 モデルの基本性能の確認	45
4.2.3 観測誤差の推定精度への影響	48
4.2.4 DCLS-NNC モデルとの比較	54
4.2.5 流入/発生交通量データが観測されていない場合の考察	57
4.3 複数経路ネットワークにおける DCLS-TGV モデルの頑健性の検証	58
4.3.1 ネットワークの設定とデータの作成	58
4.3.2 複数経路の推定結果の考察	59
4.3.3 観測誤差に起因するモデルの推定精度	63
4.3.4 観測検知器の位置によるモデルの推定精度の検証	66
4.4 実道路ネットワークにおける DCLS-TGV モデルの実用性の検証	69
4.4.1 対象ネットワークとデータ	69
4.4.2 実道路ネットワークの推定精度の考察	70
4.5 結語	72
第4章 参考文献	75
第5章 動的経路交通量を用いた交通情報提供の効果評価に関する研究	77
5.1 概説	77
5.2 対象道路ネットワーク及び観測交通データ	78
5.3 道路上の交通情報提供による経路交通量の変化に関する分析	79
5.4 集計ロジットモデルによる交通情報提供の効果の検証	83
5.5 結語	85
第5章 参考文献	87
第6章 動的経路交通量を用いた交通需要の変動分析に関する考察	89
6.1 概説	89
6.2 対象道路ネットワーク及び観測交通データの集計	90
6.2.1 研究の対象ネットワーク	90
6.2.2 観測データによる対象ネットワークの特徴	91
6.3 交通需要変動分析と経路交通量利用の必要性	93
6.3.1 交通需要と道路パフォーマンスの関係	93
6.3.2 観測地点交通量と推定経路交通量の比較	95
6.4 推定経路交通量を用いた対象道路ネットワークの特徴分析	98
6.5 周辺要因による交通需要と道路パフォーマンスの変動	101

6.5.1 曜日による影響.....	101
6.5.2 天気による影響.....	107
6.5.3 五十日の影響.....	110
6.5.4 四季変動の影響.....	113
6.6 交通需要の総量と道路パフォーマンスの関係.....	123
6.6.1 経路交通量の類似度による交通需要パターンと道路パフォーマンスの関係.....	123
6.7 結語	133
第6章 参考文献.....	137
第7章 結論	139
7.1 本研究の成果.....	139
7.2 今後の課題	141

第1章 序論

1.1 研究の背景及び目的

近年飛躍的に発展している最先端の機械及び通信技術は交通分野にも大きな影響を及ぼしている。ITS (Intelligent Transport Systems ; 高速道路交通システム) は最先端の機械及び通信技術を使って、交通事故、渋滞などの道路交通問題の解決を図る交通システムであり、カーナビゲーションシステムや VICS (Vehicle Information and Communication System ; 道路交通情報通信システム)、ETC (Electronic Toll Collection ; ノンストップ自動料金収受システム)、ATIS (Advanced Traveller Information System) などがある。道路の交通を把握し、交通状況の変化に即応した交通規制、誘導など交通の処理を体系的に行うことで道路の効率性及び安全性を高めるための交通管制方策にも様々な ITS のシステムが導入されている。ITS の効果を総合的に発揮させるためには、多様な ITS サービスを汎用的に実現させる共通基盤として、高度な道路交通の受け皿となる次世代の道路が要求され、このような道路をスマートウェイという。日本では国土交通省を中心にスマートウェイの具現にあたって具体的な検討、施策を推進している。すなわち、道路上のスマートウェイを現実化するためには、最先端の道路システムの導入とともに効率的な交通管制方策を運営が必要であるといえる。効率的な交通管制を運営するためには、当該道路に適切な交通管制を導入するための計画を立て、実施し、導入後の交通管制の効果を評価して、評価された結果をまたフィードバックし、また新たな計画を立てなければならない。このような一括した過程を実行するためには、道路ネットワークのフローを正確に把握する必要があるため、OD (Origin-Destination) 交通量又は経路交通量は不可欠なデータである。特に、時々刻々変化する交通状況を適切に表現するためには、動的な経路交通量が必要である。

なお、機械及び通信技術の発展は道路上の交通データ収集にも影響を及ぼしており、道路上に設置された交通検知器のデータのみならず、映像検知器からの画像データや GPS (Global Positioning System) を用いたプローブカーデータ、ETC (Electronic Toll Collection ; ノンストップ自動料金収受システム) からの OD (Origin-Destination) データ等、精度の高い膨大な量の道路交通データのオンライン収集が可能になってきた。特に、プローブデータや ETC データはリアルタイムで車両の移動時間や経緯が把握できるため、最近注目を集めている。しかし、プローブデータの場合は、道路上の全車両におけるプローブ車両の割合が少ないことと、ETC データの場合は、利用した高速道路の Origin と Destination の情報は収集できるものの、真の出発地・目的地ならび経路の情報は収集できないことなどの間

題点があり、ネットワークのフローは十分に把握できない。

以上により、膨大なデータが十分に利用されてネットワークのフローが把握できる動的経路交通量推定モデルの構築が要求される。

道路上の交通需要は時々刻々・様々な周辺要因によって変動し、また、経路によって変動のパターンや程度が異なる。例えば、一日の交通量を見ても時間帯によって交通需要は異なり、曜日や季節別にも交通需要は異なる。その他にも天気や習慣などの周辺要因が挙げられる。適切な交通管制方策を導入するためには、正確な交通状況の把握が必要になり、周辺要因による交通需要の変動は欠かせない重要なデータである。したがって、上述した構築モデルから推定される動的経路交通量を用いて交通需要の変動を分析するとともに、道路のパフォーマンスの変動を分析することで、適切な交通管制方策の考察が可能であると期待できる。

また、経路交通量を用いると、既に適用・実施されている交通政策の効果を測定及び評価することができると考えられる。現在の交通状況を代表する経路交通量と、その状況の原因である交通政策の関係を明らかにする交通政策の効果の評価することができる。このような分析手法を逆解析手法と称する。ここで、逆解析手法とともに順解析について述べる。順解析手法とは、ある原因に基づいてそれに伴う結果を探る方法である。その反面逆解析とは、ある結果を分析することで、その結果の原因は何かを探る手法である。すなわち、我々が実現現象として観測している交通状況（果）はその時の様々な交通制御や交通管理などの交通管制方策（因）の上で成立している条件付のものであるという認識の元に、結果から交通管制の効果を計測しようという試みといえる。このような手法は、評価者の意図や期待を排除することができ、客観的な立場から施策評価を実施することが可能である。リンク交通量のような断面交通量に着目しても量的変化は見えるものの、ネットワーク全般における交通状況の質的变化を把握することができないため、経路交通量を用いることが望ましいと考えられる。そのため、交通施策の導入前後でのリンク交通量の観測値と、対象としている交通施策実施実績が得られれば、当該施策の効果を経路交通量の変化より評価することができる。

本研究では、以上のような背景を踏まえ、道路上にてのオンラインで観測されている地点交通データをベースに経路別の交通量を動的に推定可能なモデルを構築する。構築されたモデルの性能及び実用性を検討するため、推定精度及びパフォーマンスを検証する。また、そのモデルから得られた推定結果である動的経路交通量を用いて、逆解析手法に基づいて交通管制方策の評価を行う。本研究では現在道路上で提供されている交通情報と、その情報によるドライバーの経路選択行動を分析することで、情報提供の効果を評価することができる。最後に、交通管制方策を行うためには当該ネットワークの交通状況の特徴を理解する必要がある。そこで本研究では時々刻々収集されている豊富な交通量データを用

いてネットワークの動的経路交通量を推定することで、動的ネットワークにおける交通需要の変動について分析を行う。交通需要は周辺の環境要因によって変動するため、様々な要因による交通需要の変動とともに道路パフォーマンスの変動を把握することで、適切な交通管制方策の考察が可能であると考えられる。

1.2 本研究の構成

本論文は、上記のような研究の背景及び目的を踏まえて、図 1.1 示したような内容で展開する。第 2 章 では、本研究と関係のある既往研究の内容及び問題点を述べてから、本研究の位置づけについて論じる。まずは既往の研究として、OD 交通量推定モデルについて記述をする。静的 OD 交通量推定モデルと、これらのモデルに基づいて拡張された動的 OD 交通量推定モデルの事例を紹介して、各モデルの特徴について議論する。また、交通管制方策の一環として流入制御手法と交通情報提供を挙げて、これらに関する既往研究の内容と特徴を述べる。流入制御のために構築したアルゴリズムやモデルについて説明をしてモデルの特徴について論じる。交通情報提供については、各論文で記述した交通情報提供の効果や交通情報提供によるドライバーの行動パターンの変化などの内容を紹介して特徴を指摘する。最後に、これらの内容を踏まえて、本研究の特徴及び位置づけについて議論する。第 3 章 では、逐次推定法に基づいた動的経路交通量推定モデルの構築について論じる。本研究で構築したモデルの基本である動的結合型最小二乗法 (DCLS ; Dynamic Combined Least Square) と非負制約条件付き動的経路交通量推定モデル (DCLS-NNC ; Dynamic Combined Least Square with Non Negative Constraints) について説明をし、本研究で構築した流入/発生交通量を未知変数とした動的経路交通量推定モデル (DCLS-TGV ; Dynamic Combined Least Squares with Trip Generations as the dependent Variables) の定式化とモデルの特徴及び解法について記述する。第 4 章 では、道路ネットワークを用いて、第 3 章 で構築されたモデルのパフォーマンスを検証する。線形ネットワークを用いてモデルの性能を確認して、複数経路ネットワークと実道路ネットワークを利用してモデルの頑健性及び実用性を検証する。第 5 章 と第 6 章 では、本研究で構築されたモデルと、そのモデルから推定された動的経路交通量の活用案として、交通管制方策の評価と考察に活用する方法を提案する。第 5 章 では、経路交通量を直接推定できるという特徴を活かし、経路変更を促すことを主たる目的として、交通情報提供の効果を評価する。道路上のドライバーに各経路の交通情報が提供される複数経路のネットワークを対象に経路交通量を推定し、交通情報提供による経路交通量の変化を分析することで交通情報提供の効果を評価する。また、交通情報がドライバーの経路選択に及ぼす影響の有意性を統計的に検証した。第 6 章 では、交通管制方策を導入・実施するときに考察すべき情報である交通需要の変動分析を行った。1 年間に亘る動的経路交通量を推定し、推定された交通量を用いて交通需要の変動を分析する。周辺の環境

要因として時間帯，曜日，季節，天気，商習慣などを考慮して，これらによる交通需要の変動を把握する．また，AVI (Automatic Vehicle Identification) データによる旅行時間を集計して，交通需要の変動と道路パフォーマンスについても考察を行う．最後に第 7 章 では，本研究で得られた知見及び結論をまとめ，今後の研究に残された課題を示す．

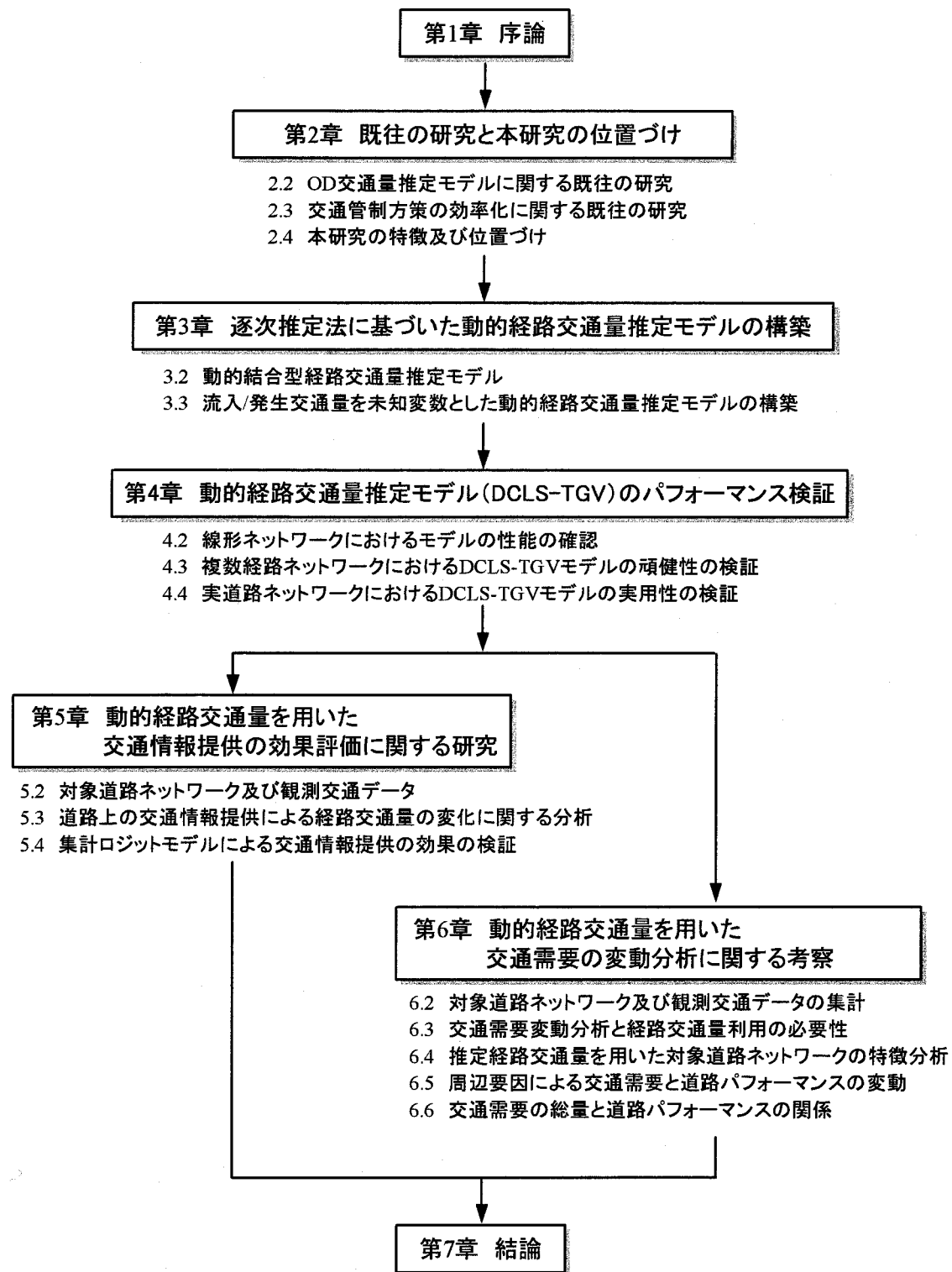


図 1.1 研究の構成図

第2章 既往の研究と本研究の位置づけ

2.1 概説

従来道路上の OD (Origin-Destination) 交通量の情報は、交通政策を導入、実施するときやその政策の効果を評価するときにインプットデータとして必要不可欠であり、それに伴って様々な OD 交通量推定モデルが提案されてきた。まずは、静的推定手法に基づいたモデルが構築され、それが発展して、時間的に変化する観測交通量の変動や OD 交通量の変動を考慮した動的推定手法が構築されてきた。特に、最近実施されている動的な交通政策では、動的 OD 交通量及び OD パターンは必須不可欠な基本データであり、動的交通量推定は注目すべき分野になっている。

推定された OD 交通量の使い道はまさに広いといえよう。上にも言及したように、交通政策を導入するための基本データとしても重要な役割を果たしているが、既に実施されている交通政策や制御を評価するのに何より説得力あるデータである。特に、近年通信分野の目覚ましい発達には、ITS の分野にも大きな影響を与え、VICS や ATIS などを通じて多様な交通情報の提供を可能にした。したがって、交通情報提供が交通流またはドライバーに与える影響についての活発に研究が行われるようになった。

なお、time-to-time, day-to-day で推定される動的 OD 交通量を用いるとネットワーク上の交通需要の変動を把握することができる。交通需要は自然的な原因（時間の流れ、曜日、日にち、季節、天気など）、人為的な原因（ニューインフラストラクチャーの整備、人間の習慣など）によって絶え間なく変動しており、交通渋滞を未然に防ぐためには原因による交通需要変動の程度の把握が要求される。これらについても様々な研究が行われている。

本章では、以上の内容に基づいて、様々な分野で本研究と関係のある既往の研究について紹介し、各研究の内容と特徴及び問題点について議論することで、本研究のモチベーション及び位置づけを明らかにする。

まずは既存の OD 交通量推定モデルについて論じる。静的 OD 交通量推定法のうち、これまでも多くの研究に導入されている基本的な手法として代表的な、エントロピーモデルと残差平方和最小化（最小二乗法）モデルについて述べる。また、これらのモデルに基づいて拡張された動的 OD 交通量推定モデルの事例を紹介して、各モデルの特徴及び問題点について議論する。また、交通政策実施の効果評価の一環として、流入制御手法と交通情報提供を挙げ、これらに関する既往研究の内容について述べる。流入制御のために構築した LP (Linear Programming) 制御モデルやそのモデルの求解アルゴリズムについて説明をしてモ

デルの限界点について論じる。交通情報提供については、SP (Stated Preference) 調査や交通シミュレーションを用いた交通情報提供の効果や交通情報提供によるドライバーの行動パターンの変化などの内容を紹介して、各研究の問題点を指摘する。最後に、これらの内容を踏まえて、本研究の特徴及び位置づけについて議論する。

2.2 OD 交通量推定モデルに関する既往の研究

2.2.1 静的 OD 交通量推定モデル

1) エントロピー最大化モデル

Van Zuylen ら (1980) により提案されたエントロピーモデルを用いた OD 交通量推定モデルの基本的な考え方は、まず起こり得る OD 交通量の状態に基づいて、その OD に対するトリップの生起確率が最大になるような問題として取り扱うものである。この場合、各観測リンク交通量と推定された交通量が等しくなることが制約条件として与えられる。エントロピー最大化モデルの定式化は以下ようになる。

max

$$\frac{T!}{\prod_i \prod_j X_{ij}!} \prod_i \prod_j (g_{ij})^{X_{ij}} \quad \text{式 2.1}$$

subject to

$$v_a^* = \sum_i \sum_j X_{ij} p_{aij} \quad \text{式 2.2}$$

$$T = \sum_i \sum_j X_{ij} \quad \text{式 2.3}$$

ここで、

T : 発生交通量の総和 (未知変数)

X_{ij} : 発生地 i から目的地 j への OD 交通量 (未知変数)

g_{ij} : 発生地 i から目的地 j への事前確率 ($\sum_i \sum_j g_{ij} = 1.0$)

v_a^* : リンク a の観測交通量

p_{aij} : 発生交通量 T がリンク a を利用する割合

である。

このモデルは、観測リンクを利用する OD 交通についてはその OD パターンが修正されるが、観測リンクを利用しない OD 交通は現状の OD パターンがそのままとなっていることが問題点として指摘されている。また、観測リンク交通量に誤差を許していないことも現実的には厳しい仮定である。さらに、この問題を解く際に（観測リンク数+1）次の非線形連立方程式を解かなければならず、計算に手間がかかるため、大規模のネットワークへの適用が困難であるということも欠点として挙げられる。

2) 拡張エントロピー最大化モデル

Willumsen (1984) が提案した拡張エントロピー最大化モデルは、前述のエントロピー最大化モデルの問題点であるリンク交通量の観測誤差を無視している点を改良したモデルである。このモデルでは、発生交通量 T と OD 交通量 X_{ij} だけではなく、リンク交通量 v_a と総リンク交通量 V も未知変数として取り扱うことで、制約条件が緩和された定式化となる。拡張エントロピー最大化モデルの定式化は以下のようである。

max

$$\left[\frac{T!}{\prod_i \prod_j X_{ij}!} \prod_i \prod_j (g_{ij})^{X_{ij}} \right] \cdot \left[\frac{V!}{\prod_a v_a!} \prod_a \left(\frac{v_a^*}{\prod_a v_a^*} \right)^{v_a} \right]^r \quad \text{式 2.4}$$

subject to

$$v_a = \sum_i \sum_j X_{ij} p_{aij} \quad \text{式 2.5}$$

$$T = \sum_i \sum_j X_{ij} \quad \text{式 2.6}$$

$$V = \sum_a v_a \quad \text{式 2.7}$$

ここで、

v_a : リンク a のリンク交通量 (未知変数)

V : 総リンク交通量 (未知変数)

r : 観測リンク交通量の既存 OD 確率からの変動と比較した相対的な重み

である。

この定式化では、 r を無限大にすれば基本のエントロピー最大化モデルと同様となる。このモデルは制約条件の緩和により、より現実的とはいえるが、未知変数が増えたため、その分計算時間がかかることが問題となる。

3) 結合型 OD 交通量推定モデル

一般的な残差平方和最小化法は、観測リンク交通量と推定リンク交通量の残差が最小になるように推定量を求める方法である。ここで述べる、Iida ら (1986) が提案した結合型 OD 交通量推定モデル (CLS ; Combined Least Square) は、基本的にはこのような考え方に基づいて OD パターンにおける事前情報を利用し、OD 交通量と発生交通量を未知変数としたモデルである。定式化は以下になる。

\min

$$\sum_a \left(\sum_i \sum_j (X_{ij} \cdot p_{aj}) - v_a^* \right)^2 + \sum_i (T \cdot g_i - X_{ii})^2 \quad \text{式 2.8}$$

subject to

$$T = \sum_i \sum_j X_{ij} \quad \text{式 2.9}$$

ここで、変数の定義は 2.2.1 のエントロピー最大化モデルと同様である。

このモデルは、連立一次方程式を解くだけで解を得ることができるため、対象ネットワークが大きくなっても適用が可能である。しかし、OD 交通量の非負制約条件を緩和しているため、リンク交通量の観測誤差が大きい場合や、既存 OD パターンが現実のものとかけ離れている場合など、また OD 交通量が小さい OD ペアに関しては負の交通量が推定される可能性がある。

以上は、OD 交通量推定モデルの基本としてよく知られているエントロピー最大化モデルと残差平方和最小化モデルについて述べた。しかし、このような静的推定モデルは、既存の OD データを OD 分布の基本パターンとし、先験確率（事前確率、OD 推移確率、リンクの利用確率、目的地選択確率など）を固定値として取り扱っているため、推定時点における OD パターンが大幅に変化している場合には推定精度の低下が予想される。また、交通制御や交通規制といった道路管制方策のためには、時間ごとに変化する OD 交通量データが必要となるため、動的な OD 交通量推定モデルの開発が進められている。

2.2.2 動的 OD 交通量推定モデル

上述の静的な OD 交通量推定モデルに基づいて、多くの研究者により様々な動的 OD 交通量推定モデルが開発されてきた。ここでは、これらのエントロピー最大化モデルと残差平方和最小化（最小二乗法）モデルを動的に拡張した研究について、各研究の特徴と問題点について議論する。Nguyen ら（1988）、小根山、桑原（1997）は動的推定モデルに拡張エントロピー最大化法を導入し、Cremer, Keller（1987）と楊ら（1990）Cascetta ら（1993）は拡張最小二乗法（LS ; Least Squares）のモデルを提案した。

1) エントロピー最大化に基づいた動的 OD 交通量推定モデル

Nguyen ら（1988）は異なる交通手段がある公共交通ネットワークにおける OD トリップ数の動的推定モデルを提案した。エントロピー最大化に基づいて定式化を行い、最尤推定法を用いて最適化を行った。モデルの不等式制約条件を解くために潜在的有効解法（potential efficient solution）アルゴリズムを適用した。この研究では交通渋滞における時間の変動が考慮されていないため、時間の変動によるリンク選択の変化が考慮できない。

小根山ら（1997）は、3次元のネットワークを用いた動的 OD 交通量推定モデルを構築した。リンクは、現在の時点での Origin から {現在時点+リンクの旅行時間} の時点での Destination につながっている。各リンクに時間帯数分の計算が必要であるため計算量は膨大であるものの、これらの計算方法にはいずれの推定量も適用できる。交差点における方向別分岐交通量や単路部交通量など、簡単に観測できる路側観測交通量から比較的細かい街区単位のゾーンでの時間変化する OD 交通量を推定することができる。具体的な推定手法としては、時間変化する OD 交通量と観測交通量の関係を、利用者の経路選択確率に基づいて関係付け、OD 推定にあたっての制約条件を定式化するとともに、拡張エントロピー最大化を用いて、求められた制約条件を満足するような OD 交通量の推定方法を検討した。解法としては、Murchland 方法の他、標準的な非線形連立方程式の解法が用いられている。ここでの問題点としては、交通量を推定するのに推定時点以降の所要時間が必要となっているため、スキャンインターバルが大きな場合のみ適用が可能な手法であると思われる。

2) 最小二乗法に基づいた動的 OD 交通量推定モデル

実際の道路ネットワークにおける OD 交通量の推定を行う際にありがちなことで、未知変数の数が観測されるリンクの数より多いと推定はできない。Cremer ら（1987）は、いくつかの時間帯で同じ OD パターンであると仮定を設けることでこの弱点を緩和した。このモデルは、OD 交通量における事前情報を利用し、流入した車両と観測交通量を用いて推定を行う。典型的な LS 推定モデルのアルゴリズムで、未知変数における非負制約条件がない場合

には線型方程式を解かなければならない。しかし、観測エラーや OD パターンの変動が大きかったりすると、OD 交通量は負になる可能性がある。

Cascetta ら (1993) の研究でも、観測リンク交通量と推定された交通量の誤差と、OD フロー確率の既存値と計算値の乖離を同時に最小化するモデルを提案している。また、観測リンク交通量と OD 交通量の既存値からの差に関して、分散共分散を考慮した最小二乗法モデルを適用している。ここで、動的 OD 交通量を推定するのに必要な変数であるパス利用率は、ロジット型の選択確率を持つと仮定し、Dial (1971) のアルゴリズムを用いて OD 交通量ごとのリンク利用率を計算している。

Cremer ら (1987) のモデルも Cascetta ら (1993) のモデルも Dial のアルゴリズムを導入している。しかし、Dial アルゴリズムは、完全情報を仮定しているが、実際のネットワークではこの仮定が満たされる可能性は低いと考えられる。また、Dial のパスの利用率計算におけるスケールパラメータの値を明示的に観測した研究例が少なく、その値の設定の妥当性に問題がある。

楊ら (1990) の研究では、道路網上の観測交通量データを用いて OD 交通量と発生交通量の時間分布の推定モデルを構築した。交通需要の時間的な変化を明示的に考えるために、交通需要を時間的連続関数としてとらえ、各観測点における観測交通量と推定交通量の差の二乗を最小化するような動的 OD 交通量推定モデルを定式化しており、その解法としては、被積分関数のフーリエ変換を用いて計算している。この場合、各発生ノードから各観測点にいたるまでの所要時間を固定値と仮定している。また、目的地選択確率と経路選択確率も予め設定した固定値として取り扱っている。しかし、道路上で渋滞などが起きる場合には、このような固定値は変動する可能性が高い。それゆえ、動的 OD 交通量推定には走行時間の変動は考慮すべき重要な要素であり、交通渋滞による走行時間の遅れを考慮したモデルへの拡張が必要である。また、目的地選択確率を時間依存変数とした場合、これらをいかにモデルの定式化に組み込むかを検討しなければならない。

以上、時間帯別に変動する観測交通量を用いた動的 OD 交通量の推定モデルに関して述べた。これらのモデルにも時間帯別に変動する先験確率 (OD 推移確率、リンクの利用確率、目的地選択確率など) や速度などを表現するのに様々な仮定が設けられることが多いため、急な交通量の変化や交通渋滞のときに推定精度に疑問があるモデルが多い。また、OD 交通量は推定できるものの、複数経路がある場合、交通状態にかかわらず経路選択が一定のモデルもあるため、先験確率を固定値にする必要がなく、経路ごとの交通量が推定できるモデルが必要とされる。

2.3 交通管制方策の効率化に関する既往の研究

都市内・都市間の重要高速道路及び幹線道路の交通渋滞をなくして効率的な交通管制方策を行うために、基本的なやり方としては車両の道路への流入を制御することや情報提供による経路誘導、または、一部の経路の利用を制限することなど、交通需要の管理が考えられる。実際の道路上にも様々な交通管制の方策が実施されており、それらを評価してより効果的に運営するための多くの研究が行われている。本節では交通管理方策として流入制御手法と交通情報提供、交通需要管理についての既往研究を考察し、各々の研究の特徴及び残された問題点について議論する。

2.3.1 流入制御手法

流入制御手法とは、都市高速道路の利用車両数をコントロールするためにオンランプの閉鎖や開口ブース数の制限、又はオンランプ前の信号の制御などの方策を行うことである。道路のパフォーマンスを高めるために、流入制御に関してこれまで多くの研究が行われてきた。これらの研究は主に道路の容量制約の下で高速道路利用台数を最大化する問題として定式化することが多いが、この問題は線形計画問題（Linear Programming）として定式化され得るため、一般に LP 制御と呼ばれている。1970 年代前後からアメリカ及びヨーロッパを中心に本格的な研究が進行され、日本でも 1960 年代後半から佐佐木ら（1968）や明神ら（1975）などにより LP 制御の研究がなされ始めた。

Yuan ら（1971）はオンランプで生じる待ち行列のバランスを整うためのランプメータリングを図る制御アルゴリズムを開発して、シミュレーションを用いて制御効果を検証した。この研究では簡単な線形ネットワークと交通データを用いて分析を行った。その結果、一般的に長い待ち行列を短くすることができた。この研究では、待ち行列が長く生じたオンランプに関しては流入制御を緩和して、その分他のオンランプの流入制御を強化する仕組みになっている。

Chen ら（1974）の論文では、理想的な交通流率の最大化は、交通需要の完全予測ができるという前提下で、道路容量に達する直前の状態になるようなオンランプ制御を行うことといい、流入交通量が道路容量を超えない LP 制御手法を提案した。交通需要が道路容量を超える‘ピーク’時と、前時間帯の残留交通量が次の時間帯に待ち行列を形成して影響を及ぼす‘ポストピーク（post-peak）’時を把握して、ピーク時の中でもポストピーク時を最小化するために通過交通量を制御する方法である。

Papageorgiou（1980）はオンランプ交通量の変化と、その変化による交通渋滞のための遅れ時間を考慮したアルゴリズムを提案した。この研究は総制御時間のための道路容量を制約条件にした動的な LP 問題に基づき、流入交通量が時々刻々本線上の各区間に及ぼす影響

を考慮することが可能な制御モデルを提案した。また、NLP 問題 (Non-Linear Programming) に拡張したシミュレーション結果と比較を行い、提案した方法論の有用性を主張した。しかしながら、本線上の速度を一定と仮定しているため、流入需要の急変時などには十分対応できないという課題が残されている。

飯田ら (1995) は逐次方法に基づいた制御モデルとともに動的配分モデルを統合して、ドライバーの経路選択ルールも考慮できる動的な流入制御のシミュレーションモデルを開発した。交通需要を変動させることで、自然渋滞の予防を目的として平常時の制御とともに、突発事象 (交通事故、故障車の発生、工事中、気象条件の急変など) に起因する渋滞に対処する非常時制御も考慮できた。

森地ら (1996) は、従来からの流入制御理論にピークロードプライシングを付け加えたリアルタイム流入制御手法を提案した。流入制御の新たな形で、ランプを閉鎖させるのではなく高い料金を支払いさせることで、ドライバーが流入するか否かを選択することができる。ランプの待ちスペースに一時的に車両を滞留させる方法に基づいている。ここで、ランプの滞留スペースが小さい場合や流入需要が多い場合などに適用することが難しい問題点を解決するために、制御時間の間隔を短く設定した。また、この研究での最適化問題は遺伝的アルゴリズム (GA ; Genetic Algorithm) を用いて解を求める。

豊富で正確な観測データを前提に、観測データを活用した制御手法が朝倉ら (1996) によって提案された。時々刻々収集された観測交通データを用いてネットワーク上を走行する車両の時間的な変動を技術するとともに、その結果を従来の LP 制御モデルと組み合わせた流入制御モデルである。ここで述べられているモデルは、流入量とリンク交通量に関連付ける影響係数の動的化をはかり、制御対象時間帯及びその数時間先までを一括で最適化するような流入量を求める予測型の制御モデルである。

楊ら (1998) は流入交通需要と本線上の交通状態の時間変化を考慮可能な流入制御モデルを構築するための動的 LP 制御モデルを構築した。渋滞予防の制約条件としてリンク交通制約に加えてリンク走行速度制約を導入し、交通状況が非定常な場合あるいは本線上のごく一部に渋滞が存在している場面にも適用可能な制御モデルとした。

2.3.2 交通情報提供

道路上の交通情報提供はドライバーの経路を誘導する交通管制方策の一つとして重要な役割を果たしている。交通情報提供の社会的な目標は、適切な交通状況にドライバーを誘導して、交通渋滞を防止及び解消することである。したがって、今までの道路交通情報提供の効果評価や道路交通情報によるドライバーの行動パターンの変化については多くの研究が行われている。

飯田ら (1999) は、実験分析に基づいて動的経路選択における所要時間情報の効果を評価した。ドライバーの経路選択は提供される交通情報の正確性によって変わることが分か

った。研究の結論としては、正確性が高い交通情報を連続的にドライバーに提供した場合、経路選択は提供される交通情報に密接な関係があると論じている。

Polydoropoulou ら (1999) は ATIS (Advanced Traveller Information System) を通じて提供された交通情報に関するドライバー行動の反応を決定する複雑なメカニズムについて研究を行った。機器装置や ATIS サービスに対する支払い意思モデルを推定し、ケーススタディーを通じてドライバーの反応における交通情報の効果を予測した。既存の研究結果によると、ラジオやテレビのような陳腐な情報源からは交通渋滞の情報を得ても、経路を変更しようとしなないということが分かった。しかし、新たな技術である ATIS を導入すると、予想外の交通渋滞の場合に経路を変えることへの抵抗がなくなった。さらに、ATIS が提案した最適代替経路の案内は経路変更の確率を増加させた。

吉井ら (2000) は交通流シミュレーションを用いてリアルタイムで提供される交通情報が交通状況に与える影響について考察し、交通情報による効果の定量化を行った。彼らの研究によると、交通需要が変動すると、場合によっては交通情報の提供が逆効果になるという結果が得られた。OD パターンに変化がある場合には交通情報提供の効果が認められたものの、平常時にはほとんど効果が期待できなかった。

以上で言及した研究の他にも、交通管制方策の効率化を図った流入制御や交通情報提供の効果などに関する研究は無数にある。これらの研究のほとんどは、交通管制の導入前における SP (Stated Preference) 調査のデータを利用したり、仮想ネットワークを対象にしたりしている。しかしながら、道路上の車両の動きは時間や場所などの周辺環境に密接関係しており、例えば道路の規制や、ランプメータリング、信号制御、情報提供を効率的かつ安全的に運営するためには、実際のデータを用いて実際の道路における現実的な分析がより説得力があると考えられる。実際のネットワークを対象にしても、シミュレーションによる計算結果である場合、発生交通量や経路選択などに様々な仮定が設けられていることが多いため、結果に対する信頼度が低いといえよう。また、導入後の交通管制方策の効果については評価をする必要があり、経路交通量変化を把握することが必要不可欠なる。

2.4 本研究の特徴及び位置づけ

OD 交通量や経路交通量は道路の交通管制方策を実施するのには必要不可欠なデータであるため、そのニーズによって前述したように多数の研究者による研究が進捗してきた。しかしながら、ある地点で観測された交通データを用いて経路情報を含んだ OD 交通量を推定するには多くの困難があり、大部分の研究が様々な仮定を前提にしている。特に OD 交通量の推定計算をするのに何よりも難しいのが先験確率 (OD 推移確率、経路利用確率、目的地選択確率など) であり、実際の多くの研究が過去のデータを用いて既知値にするか固

定値を与えている。しかし、特に交通管制のための方策を行う場合、交通管制方策の効果を評価したりより効率的な方策を考察したりするためには、施策による道路上の交通流の変化や交通需要の変化を正確に把握しなければならないため、これらの値をある仮定下で決めるのは問題がある。このような理由を踏まえて、本研究では経路選択確率を事前に決める必要なく、交通状況の変化によって、また、時間帯によって変化する交通量に応じて計算できる推定モデルを構築する。また、一つの OD に複数の経路が存在する場合、利用経路の情報も把握することができるモデルを構築し、このモデルを動的経路交通量推定モデルと称する。このモデルは交通データとして各リンクの交通量及び速度だけではなく使用可能であればオンランプ交通量も最大限に利用し、観測交通量と推定交通量の差を最小化する構造になっている。また、本研究ではここで構築した動的経路交通量推定モデル及びそのモデルから推定された経路交通量を用いて、交通管制方策の評価及び考察における活用案を提示する。

前節では、交通管制のために、例えば現在道路で実施されている方策である流入制御や交通情報提供を効率的に運営・評価するための研究について述べた。これらの大部分の研究は順解析手法に基づいている。順解析手法とは、ある施策を導入する前に、その施策を導入した場合（因）の交通流に与える効果（果）を因果関係として予測・評価する方法である。このような分析には SP 調査データやシミュレーションなどを通じた結果を用いている。その反面、実際に政策を導入した場合、導入後の交通現象を調査して導入前と比較・分析することで、現在の交通現象（果）と新たな交通政策（因）の関係を明かす逆解析手法に関する研究は少ない。逆解析は、実際の道路に導入・実施した政策の効果評価に適切であり、実施後の道路利用者の認知・判断などをフィードバックすることができる利点がある。以上により、本研究では、対象ネットワークにおける現状として動的経路交通量を推定し、逆解析の概念に基づいて現在実施中である交通管制方策の効果を評価する。具体的には、複数経路を持つ道路ネットワークを対象にして、各経路の交通量を推定して、また、同じ時点で提供された各経路の交通情報を比較・分析することで、交通情報提供がドライバーの経路選択に及ぼす影響について分析を行う。

なお、交通管制方策を実施するときに、平常時の自然渋滞を未然に防いだり、より効果的に施行したりするためには、道路ネットワーク上の交通需要の変動を十分に把握しなければならない。交通需要は時間帯、曜日、時期（季節など）、天気などの道路周辺の様々な要因によって変動し、また、これらの要因は複数個が同時に影響を与えている。それゆえに道路上の交通需要の変動の原因と、変動の程度が十分に把握できれば、交通需要変動を考慮することでより効率的な交通管制方策を実施することが可能であると考えられる。したがって、本研究では 1 年間の経路交通量を推定して、交通需要変動の環境要因と、要因による経路交通量変動の程度を把握することで、対象ネットワークの交通流の特徴及び問題点を把握して交通管制方策の考察ができる。また、交通需要変動に与えている複数の要因の複合的な影響についても論じる。

2.5 結語

本章では、本研究と関係のある既往研究について整理し、その特徴及び問題点について議論した。まずは、静的 OD 交通量推定モデルについて説明をし、これらのモデルに基づいて拡張された動的 OD 交通量推定モデルを紹介した。動的 OD 交通量推定モデルの主な問題点としては、事前確率（OD 推移確率、経路利用確率、目的地選択確率など）の決定が挙げられた。多くの研究ではこれらの値を固定値として設定したり、仮定したりしているため、交通渋滞や交通量の急変の場合には現実とは異なると考えられる。

また、交通管制方策の一環として流入制御手法と交通情報提供を挙げて、これらに関する既往研究の内容と特徴について述べた。これらの研究のほとんどは、交通管制の導入前における SP (Stated Preference) 調査のデータを利用したり、仮想ネットワークを対象にしたり、しているため、現実の交通状況をどれくらい表現できているのかが疑問である。また、導入後の交通管制方策の効果についての評価が必要になる。実際のネットワークを対象にしても、シミュレーションを用いて計算をする場合、様々な仮定が設けられていることが多いため、結果に対する信頼度が低いといえよう。

これらの問題点を踏まえて本研究の特徴及び位置づけ要約するとは以下のようなものである。

- [1] 観測交通データを用いて day-to-day, time-to-time での経路交通量が推定可能なモデルを構築する。
- [2] 逐次推定法に基づいたため、事前確率は時間帯ごとに自動更新され、最近の交通状況変化に対応可能である。
- [3] ここで構築した動的経路交通量推定モデル及びそのモデルから推定された経路交通量を用いて、交通管制方策の評価及び考察における活用案を提示する
- [4] まず、動的経路交通量を用いた交通情報提供の効果評価について論じる。動的経路交通量推定モデルを用いて交通現象を推定して、逆解析手法に基づいて現在の交通状況（果）に起因する交通管制方策（因）を分析・評価する。
- [5] 交通管制方策の導入・実行を行う前に考察すべきである交通需要の変動について分析を行う。交通需要の変動は周辺環境要因によって異なるため、要因と要因による変動の程度を明らかにする。

第2章 参考文献

- Ben-Akiva, M. and Lerman, S. R. (1985) Discrete choice analysis: Theory and application to travel demand, pp. 59-99, 154-216.
- Cascetta, E., Inaudi, D. and Marquis, G. (1993) Dynamic estimators of Origin-Destination matrices using traffic counts, *Transportation Science*, Vol. 27, No. 4, pp. 363-373.
- Chen, C. I., Gruz Jr., J. B. and Paquet, J. G. (1974) Entrance ramp control for travel-rate maximization in expressways, *Transportation Research*, Vol. 8, pp. 503-508.
- Cremer, M. and Keller, H. (1987) A new class of dynamic methods for the identification of origin-destination flows. *Transportation Research B*, Vol. 21, No. 2, pp. 117-132.
- Dial, R. B. (1971) A probabilistic multipath traffic assignment algorithm which obviates path enumeration, *Transportation Research*, Vol. 5, No. 2, pp. 83-111.
- Iida Y. and Takayama J. (1986) Comparative study of model formulations on OD matrix estimation from observed link flows. *Proceedings of 4th World Conference on Transportation Research*, Vol. 2, pp. 1570-1581.
- Iida, Y., Uno, N. and Yamada, T. (1999) Experimental analysis of effects of travel time information on dynamic route choice behaviour. In: Emmerink, R. and Nijkamp, P. (eds.), *Behavioural and network impacts of driver information systems*, pp. 215-239.
- Kurauchi, F., Iida, Y. and Aizawa, T. (2000) An evaluation of effect of travel time information from real-time Origin-Destination matrices estimation model, *Proceedings of the 7th Conference on Intelligent Transport Systems*, CD-ROM.
- Kurauchi, F., Iida, Y., Aizawa, T. and Li, L. (1999) A method for estimating dynamic Origin-Destination matrices from traffic counts on urban expressways. *Transportation and Traffic Theory (Abbreviated Presentation Sessions)*, pp. 205-230.
- Nguyen, S., Morello, E. and Pallottino, S. (1988) Discrete time dynamic estimation model for passengers origin/destination matrices on transit networks. *Transportation Research B*, Vol. 22, No. 4, pp. 251-260.
- Papageorgiou, M. (1980) A new approach to time-of-day control based on a dynamic freeway traffic model, *Transportation Research B*, Vol. 14, No. 4, pp. 349-360.
- Polydoropoulou, A. and Ben-Akiva, M. (1999) The effect of Advanced Traveller Information Systems (ATIS) on travellers' behaviour. In: Emmerink, R. and Nijkamp, P. (eds.), *Behavioural and network impacts of driver information systems*, pp. 317-352.
- Van Zuylen H. J. and Willumsen L. G. (1980) The most likely trip matrix estimated from traffic counts. *Transportation Research B*, Vol. 14, No. 3, pp. 281-293.
- Willumsen L. G. (1984) Estimating time-dependent trip matrices from traffic counts. *9th International*

- Symposium on Transportation and Traffic Theory, VNU Science Press, pp. 397-411.
- Yuan, L. S. and Kreer, J. B. (1971) Adjustment of freeway ramp metering rates to balance entrance ramp queues, *Transportation Research*, Vol. 5, pp. 127-133.
- 朝倉康夫, 柏谷増男, 山内敏通 (1996) 観測データの利用による都市高速道路の動的な LP 制御モデル, *土木計画学研究, 論文集*, No. 13, pp. 923-931.
- 飯田恭敬, 金周顯, 宇野伸宏 (1995) 都市高速道路ネットワークに対する動的流入制御モデルの開発, *土木計画学研究, 論文集*, No. 12, pp. 757-768.
- 小根山裕之, 桑原雅夫 (1997) 路側観測交通量からの時間変化する OD 交通量の推定. *交通工学*, Vol. 32, No. 2, pp. 5-16.
- 交通工学研究会 (2005) 第 10 章 交通需要予測. *交通工学ハンドブック 2005*, 社団法人交通工学研究会, CD-ROM.
- 佐佐木綱監修, 飯田恭敬編者 (1992) *交通工学*, 国民科学社, pp. 98-108.
- 佐佐木綱, 明神証 (1968), 都市高速道路網における流入制御理論, *交通工学*, Vol. 3, No. 3, pp. 8-16.
- 森地茂, 清水哲夫 (1996) 都市高速道路における新たなリアルタイム流入制御手法に関する研究—遺伝的アルゴリズムの適用, *土木計画学研究, 論文集*, No. 13, pp. 915-922.
- 明神証, 坂本破魔雄, 岩本俊輔 (1975) 流入待ち行列を考慮した LP 制御, *交通工学*, Vol. 10, No. 4, pp. 15-23.
- 楊曉光, 飯田恭敬, 宇野伸宏 (1998) 走行速度の時間変化を考慮した動的 LP 制御モデル, *土木学会論文集*, No. 597/IV-40, pp. 113-126.
- 楊海, 飯田恭敬, 佐佐木綱 (1990) 観測リンク交通量を用いた時間 OD 交通量の動的推定法. *土木計画学研究, 講演集*, No. 13, pp. 599-606.

第3章 逐次推定法に基づいた動的経路交通量推定モデルの構築

3.1 概説

交通事故や交通渋滞は単なる道路上の問題ではなく、社会的かつ経済的にも注目すべき問題である。これらの問題に取り組むために、最先端の機器と通信技術に基づいた ITS (Intelligent Transport Systems) を用いて様々な交通政策が行われている。一方、このようなシステムを効率よく導入するためには、リンク交通量やリンク速度のような断面交通データとともに時々刻々と変化するネットワーク交通量を把握し、それに合わせた適切な交通管制方策を実施しなければならない。それゆえに、正確な OD (Origin Destination) 交通量または経路交通量の推定手法の構築は必要不可欠であるといえよう。第2章 で見たように OD 交通量推定モデルについては今まで数多くの研究が行われてきた。しかし、ほとんどのモデルには、経路選択確率を予め設定したり、速度の不変性を前提したりして、非現実的な厳しい仮定が設けられているため、実際の道路ネットワークにおける経路交通量を推定するには限界がある。このような背景を踏まえて、本章では時々刻々変動する交通状況に対応できる、実用的な使用に耐えうる道路ネットワークの動的経路交通量推定モデルを構築する。

まずは、本研究で使われている用語について定義しておく。道路上の OD (Origin Destination) 交通量及び経路交通量をあわせてネットワーク交通量とする。本研究で称する経路交通量とは、各 OD に対してすべての経路を考慮し、ある OD に複数の経路がある場合それぞれを異なる経路として取り扱う交通量を意味する。また、対象ネットワークが高速道路である場合は、各オンランプとオフランプを **Origin** と **Destination** として考えて、オンランプから流入した車両を流入交通量と称し、その流入交通量を一般街路では各ノードのダミーリンクから流入した発生交通量 (Trip Generation) と称する。

本章では、飯田ら (1986) により提案された静的な結合型最小二乗法 (CLS; Combined Least Square) モデルを動的に拡張した既存モデルを基本として改良を試みることで、ネットワーク交通量とともに、流入/発生交通量を未知変数とした動的経路交通量推定モデル (DCLS-TGV; Dynamic Combined Least Squares with Trip Generations as the dependent Variables) を構築する。まずは、本研究で提案する DCLS-TGV モデルの基本になる動的結合型 OD 交通量推定モデルとして、Kurauchi ら (1999) による動的結合型最小二乗法 (DCLS; Dynamic Combined Least Square) モデルと Kurauchi ら (2000) により提案された非負制約条件付き動的経路交通量推定モデル (DCLS-NNC; Dynamic Combined Least Squares with

Non-Negative Constraints) の特徴について説明して、各モデルの問題点を指摘する。その上でそれらの問題を改良した動的経路交通量推定モデル DCLS-TGV について述べる。

3.2 動的結合型経路交通量推定モデル

本研究で提案した流入/発生交通量を未知変数とした動的経路交通量推定モデル (DCLS-TGV ; Dynamic Combined Least Square with Trip Generation as dependent Variables) は動的結合型経路交通量推定モデルに基づいて改良したモデルである。本節では、動的結合型経路交通量推定モデルである動的結合型最小二乗法 (DCLS ; Dynamic Combined Least Square) モデルと非負制約条件付き動的経路交通量推定モデル (DCLS-NNC ; Dynamic Combined Least Square with Non Negative Constraints) について説明し、特徴や長所及び残された問題点について簡単に述べる。

動的結合型最小二乗法 (DCLS ; Dynamic Combined Least Square) モデルは、Iida ら (1986) が提案した静的な結合型 OD 交通量推定モデル (CLS ; Combined Least Square) に基づいて、Kurauchi ら (1999) が提案した時間帯別 OD 交通量推定手法である。観測リンク交通量や観測発生交通量を用いて観測交通量と推定交通量の差を最小化する最小二乗法に基づいた問題である。本モデルは、係数として動的事前確率 (prior probability) g_{iaps} とともに、動的リンク利用率 (dynamic link use ratio) q_{iaps} とがあり、未知変数としては動的リンク利用率にあわせた発生地別リンク交通量 (Origin-specific link traffic volume) y_{iaps} がある。これらの詳しい計算方法については後述する。また、制約条件としては交通量保存法則を用いる。しかしながら、DCLS モデルは、非負制約条件を考慮していないため、推定の結果が負になる可能性がある。また、既に推定された経路交通量のうち、事前確率として反映することが可能な OD パターンは最新の流入時間帯に関する結果のみであるため、推定が行われる最中には事前確率データの更新がされていない問題点があった。

Kurauchi ら (2000) は、DCLS モデルの問題点を解消した非負制約条件付き動的経路交通量推定モデル (DCLS-NNC ; Dynamic Combined Least Square with Non Negative Constraints) を提案した。このモデルでは、前の時間帯に推定された未知変数は次の時間帯から既知変数として取り扱うことができる逐次推定法を導入した。逐次推定法とは、ある時間帯 (time interval) で観測された交通データを用いて経路交通量を推定して、その推定結果と次の時間帯の観測交通データを用いてその次の時間帯の交通量を推定し、このような過程を繰り返すことで逐次的に交通量を推定していく方法である。したがって、既存の OD パターンや現在までの推定結果などを用いて逐次更新ができる事前確率 g_{iaps} の計算方法も提案した。詳しい計算方法については後述する。また、ここでも制約条件はオフランプによるリンク

上での交通量保存法則で表現している。しかしながら、このモデルの制約条件によると、推定された発生地別リンク交通量は観測された流入交通量と等しくなっているため、流入交通量に観測誤差がないことを前提にしている。しかし、観測データに誤差を許容していないことは現実的に厳しい条件であるといえよう。また、DCLS-NNC モデルは流入交通量が観測データとして必要であるため、流入交通量が観測されない場合には推定が不可能となっており、一般街路のような発生交通量が観測されないネットワークへの適用は困難である。したがって、より柔軟性が高いモデルが要求される。

3.3 流入/発生交通量を未知変数とした動的経路交通量推定モデル(DCLS-TGV)の構築

動的結合型経路交通量推定モデルに基づいた流入/発生交通量を未知変数とした動的経路交通量推定モデル (DCLS-TGV ; Dynamic Combined Least Square with Trip Generation as dependent Variables) の構築を行った。本モデルは DCLS モデルと DCLS-NNC モデルの問題点を改良した動的経路交通量モデルである。DCLS-TGV モデルは、流入交通量に関する観測条件を緩和させることで、誤差がある観測データにも適用可能なモデルである。簡単なアルゴリズムで構成されており、オンラインでの推定が可能であるため、特定日の交通政策による交通流パターンの変化や効果の評価などに必要なインプットデータとしての経路交通量を計算するのに適切であると考えられる。また、DCLS-TGV モデルは事前に経路利用率などを仮定する必要がないため、動的な交通政策の評価ツールとして適切である。交通政策の導入前と導入後の交通流の違いを比較することで、交通流の質的な変化の分析が可能である。本節では、DCLS-TGV モデルの定式化や変数の定義、モデルの特徴及びモデルの解法について述べる。

3.3.1 DCLS-TGV モデルの定式化

以上で述べた DCLS モデルと DCLS-NNC モデルの特徴と問題点を考慮して、流入/発生交通量を未知変数とした動的経路交通量推定モデル (DCLS-TGV ; Dynamic Combined Least Square with Trip Generation as dependent Variables) を構築した。

DCLS-TGV モデルは、DCLS モデルと DCLS-NNC モデルと同様に発生地別リンク交通量 (Origin-specific link traffic volume) y_{iaps} が未知変数として使われている。発生地別リンク交通量 y_{iaps} とは、ある時間帯 s にオンランプ i から流入した交通量でリンク a を利用する交通量のうち以下に示す手順*で計算される p 番目の未知変数に該当する交通量を表す。ここでの定順については、3.3.2 の(1) 経路ツリーの作成と未知変数の決定方法で詳しく説明する。

手順* とは、まず経路を抽出し、出発地から同一の経路は統合し、分岐して合流したときには新たな番号 p を数える一連の過程である。

次の図 3.1 は、その発生地別リンク交通量の概念を示したものである。

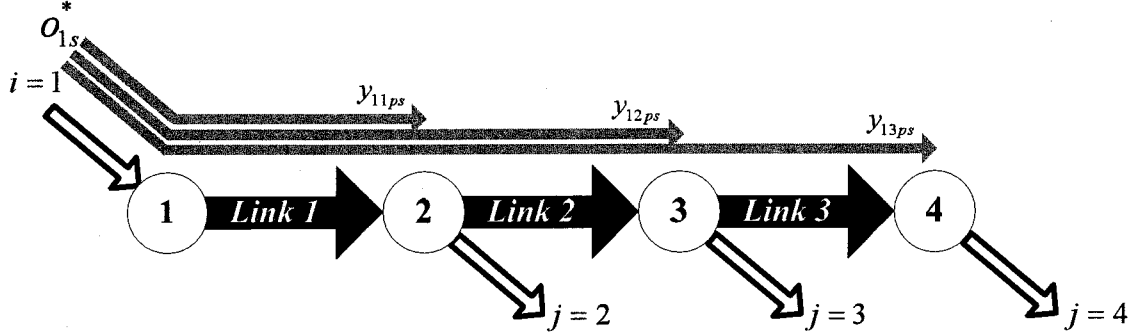


図 3.1 発生地別リンク交通量の概念図

上記の発生地別リンク交通量を用いると経路交通量を計算することができる。例えば、ある時間帯 s にオンランプ 1 から流入してオフランプ 2 に流出した経路交通量 x_{12s} は、時間帯 s に オンランプ 1 から流入した交通量のうちリンク 1 を利用する交通量 y_{11ps} からリンク 2 を利用する交通量 y_{12ps} を引くことで計算できる。これを数式で表すと以下のようなになる。

$$x_{12s} = y_{11ps} - y_{12ps} \quad \text{式 3.1}$$

また、DCLS-TGV モデルは流入/発生交通量 O_{is} も未知変数として取り扱っている。これは、ある時間帯 s にオンランプ i から流入した交通量を意味し、交通量保存法則によって求めることができる。しかし、流入交通量の観測データが利用可能であればそのデータを用いて推定値と観測値の差を最小化することで、より実際に近い推定値を求めることが可能である。DCLS-TGV モデルの定式化は次のようである。

$$\min \left\{ \sum_{a \in A_{or}} \left[\sum_{p=1}^{P_a} \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t \left\{ \delta_{iaps} \cdot q_{iaps} \cdot y_{iaps} + (1 - \delta_{iaps}) \cdot q_{iaps} \cdot \hat{y}_{iaps} \right\} - v_{at}^* \right]^2 + \sum_{i \in I^*} \sum_{s=1}^t (O_{is} - O_{is}^*)^2 \right. \\ \left. + \left[\sum_{p=1}^{P_a} \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t \left\{ \delta_{iaps} \cdot (y_{iaps} - O_{is} g_{iaps}) + (1 - \delta_{iaps}) \cdot (\hat{y}_{iaps} - \hat{O}_{is} g_{iaps}) \right\} \right]^2 \right\} \quad \text{式 3.2}$$

subject to

$$\sum_{a \in A_{out}^n} y_{iaps} = O_{is} \quad \text{for all } i \in I, s(1 \leq s \leq t) \quad \text{式 3.3}$$

$$\sum_{a \in A_{in}^n} y_{iaps} = \sum_{a \in A_{out}^n} y_{iaps} \quad \text{for all } i \in I, n \in \{N - N^{off}\}, p(1 \leq p \leq P_{ia}), s = \{s | 1 \leq s \leq t\} \quad \text{式 3.4}$$

$$\sum_{a \in A_{in}^n} y_{iaps} \geq \sum_{a \in A_{out}^n} y_{iaps} \quad \text{for all } i \in I, n \in N^{off}, p(1 \leq p \leq P_{ia}), s = \{s | 1 \leq s \leq t\} \quad \text{式 3.5}$$

$$y_{iaps} \geq 0 \quad \text{for all } i \in I, a \in A, p(1 \leq p \leq P_{ia}), s = \{s | 1 \leq s \leq t\} \quad \text{式 3.6}$$

$$O_{is} \geq 0 \quad \text{for all } i \in I, s = \{s | 1 \leq s \leq t\} \quad \text{式 3.7}$$

ここで、

- A_{ot} : 時間帯 t にリンク交通量が観測されたリンクの集合
 - P_{ia} : オンランプが i である手順*で計算されるリンクに a に対する未知変数 y_{iaps} の数
 - I : オンランプの集合
 - y_{iaps} : ある時間帯 s にオンランプ i から流入した交通量でリンク a を利用する交通量のうち、手順*で計算される p 番目未知変数に該当する交通量（発生地別リンク交通量、未知変数）
 - q_{iapst} : ある時間帯 s にオンランプ i から流入した車両のうち、時間帯 t にリンク a を利用する割合（動的リンク利用率）
 - v_{at}^* : ある時間帯 t にリンク a で観測された交通量
 - g_{iaps} : y_{iaps} に関する事前 (prior) 確率
 - O_{is}^* : ある時間帯 s におけるオンランプ i からの観測流入交通量
 - O_{is} : ある時間帯 s におけるオンランプ i からの流入交通量（未知変数）
 - δ_{iaps} : 未知変数 y_{iaps} のダミー変数
未知変数が推定された場合 0, その他には 1
 - I^* : 交通量が観測されるオンランプの集合
 - N : ノードの集合
 - N^{off} : オフランプのあるノードの集合
 - A_{in}^n : ノード n に流入するリンクの集合
 - A_{out}^n : ノード n から流出するリンクの集合
 - \hat{y}_{iaps} : 未知変数 y_{iaps} の推定値
- である。

目的関数の第 1 項はリンク交通量の観測値と推定値の差を表している。ここでも、ダミー変数 δ_{iaps} を導入することで、前の時間帯に推定された未知変数は次の時間帯から既知変数として取り扱うことができる逐次推定法を導入した。第 2 項は、発生地別リンク交通量と、流入/発生交通量と事前確率を用いて計算した値との差を意味している。ここでも第 1 項と同様にダミー変数 δ_{iaps} を導入して逐次推定を行っている。逐次推定法を用いることで、未知

手順* とは、まず経路を抽出し、出発地から同一の経路は統合し、分岐して合流したときには新たな番号 p を数える一連の過程である。

変数の数を減らすことができ、また、より正確な事前確率 g_{laps} を計算することができると考えられる。この g_{laps} を計算法については、3.3.2 で詳しく説明する。最後に第3項は、流入/発生交通量の観測値と推定値の差を求めている。目的関数はこのような三つの項目の和を最小化する非線形問題として定式化される。

制約条件の式 3.3 は、流入/発生交通量が、その流入/発生されたリンクと接しているノードを起点としている全てのリンク交通量の和と等しいであることを意味している。また、式 3.4 と式 3.5 は、各ノードについて、あるノード n にオフランプがない場合はそのノードに流入する交通量と流出する交通量が等しくなり、オフランプがある場合は流出する交通量が流入する交通量より小さくなることを表している。

3.3.2 DCLS-TGV モデルの変数

(1) 経路ツリーの作成と未知変数の決定方法

複数経路ネットワークに対して経路交通量を推定する場合には、あらかじめ未知変数を決定しておく必要がある。ここでは図 3.2 に示す簡単な複数経路ネットワークを用いて、未知変数の設定を行う手順について述べる。図 3.2 において、例えばオンランプ 1 (O1) から流入した車両が流出可能なオフランプは D2, D3, D4 である。これに対する経路を数え上げると、D2 に対して 1 本 (リンク 1), D3 には 2 本 (リンク 2, リンク 1→3), D4 には 3 本 (リンク 1→4, リンク 2→5, リンク 1→3→5) 存在する。これらの経路をツリーに統合させることで、対象ネットワークを線形ネットワークとして表現する。例えば図 3.3 のように 3 つのツリーを考慮するとき、ツリー 2 とツリー 3 にはリンク 1 が、ツリー 1 とツリー 2 にはリンク 5 が共用されていることがわかる。これらの共用されたリンクにおいては、オンランプから共用される前までのツリーが同じであるかの確認を行う。オンランプ 1 からリンク 1 までのツリー 2 とツリー 3 は同じであるものの、オンランプ 1 からリンク 5 までのツリー 1 とツリー 2 は異なる。未知変数である発生地別リンク交通量は、このようにオンランプから共用されたリンクまでに異なるツリーが用いられたときに新たな未知変数として設定される。図 3.3 の場合は、リンク 5 がこの条件に一致する。すなわち、共用されたリンク 1 においては未知変数が 1 つ、共用されたリンク 5 においては未知変数が 2 つになる。

本研究で計算を行うためには、まず経路を探索して、各経路における動的リンク利用率 (dynamic link use ratio) を計算する。1 つのリンクに異なる動的リンク利用率の値が複数ある場合には発生地別リンク交通量も別々に計算を行う。このような計算方法は一見複雑そうであるが、経路さえ設定できれば未知変数は簡単に決定することができる。

このような過程の計算は有用である。各リンクでの旅行時間から、ある時間帯に出発したある経路を利用している車両が特定の時間帯にはあるリンクにどれほど影響するかを計算することができる。すなわち、未知変数 y_{laps} は発生地別経路別特定リンクにおける交通量であり、経路利用率についていかなる仮定もしないで経路交通量を計算することができる。

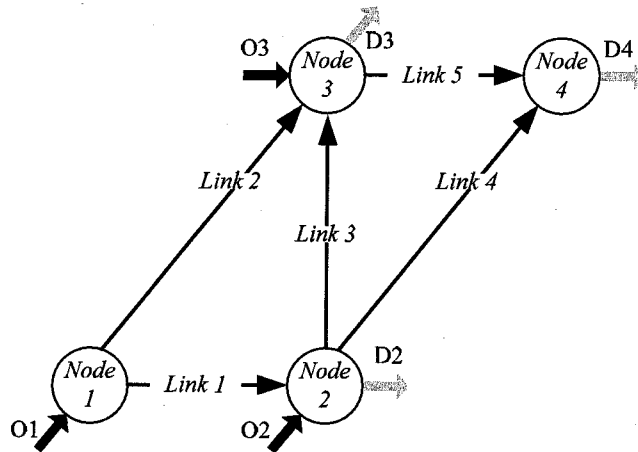


図 3.2 複数経路ネットワーク

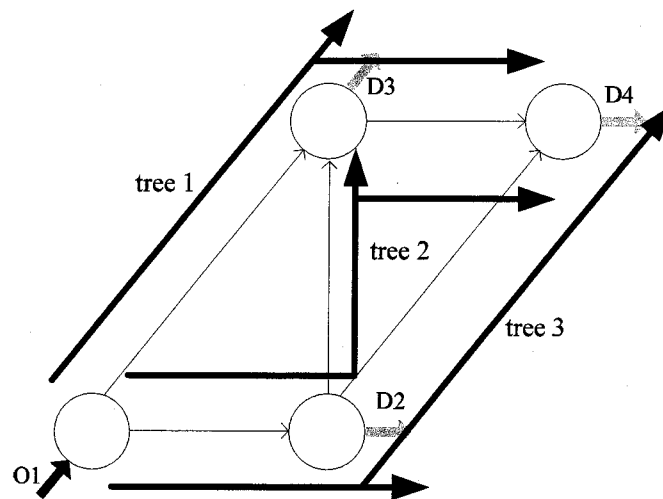


図 3.3 オンランプ 1 からのツリーの構成

(2) 動的リンク利用率の計算法

DCLS-TGV モデルには、動的リンク利用率 (dynamic link use ratio) と事前確率 (prior probability) の 2 つの係数が必要である。

動的リンク利用率 q_{lapst} は、ある時間帯 s にオンランプ i から流入した車両のうち時間帯 t にリンク a を利用する割合と定義され、DCLS モデルで用いられている計算法に基づくことにした。動的リンク利用率は、特定経路における車両の走行軌跡の時空間図を用いて動的に計算することができる。本研究ではより簡易に計算をするため、以下のような仮定を設ける。

- 仮定 1> ある時間帯にリンク a へ流入した車両は、 a の下流端を通過しない限りその時間帯では均一に分布している。
- 仮定 2> それぞれのリンクにおいて、車両は観測された平均速度で走行し、各時間帯内ではその速度が一定である。

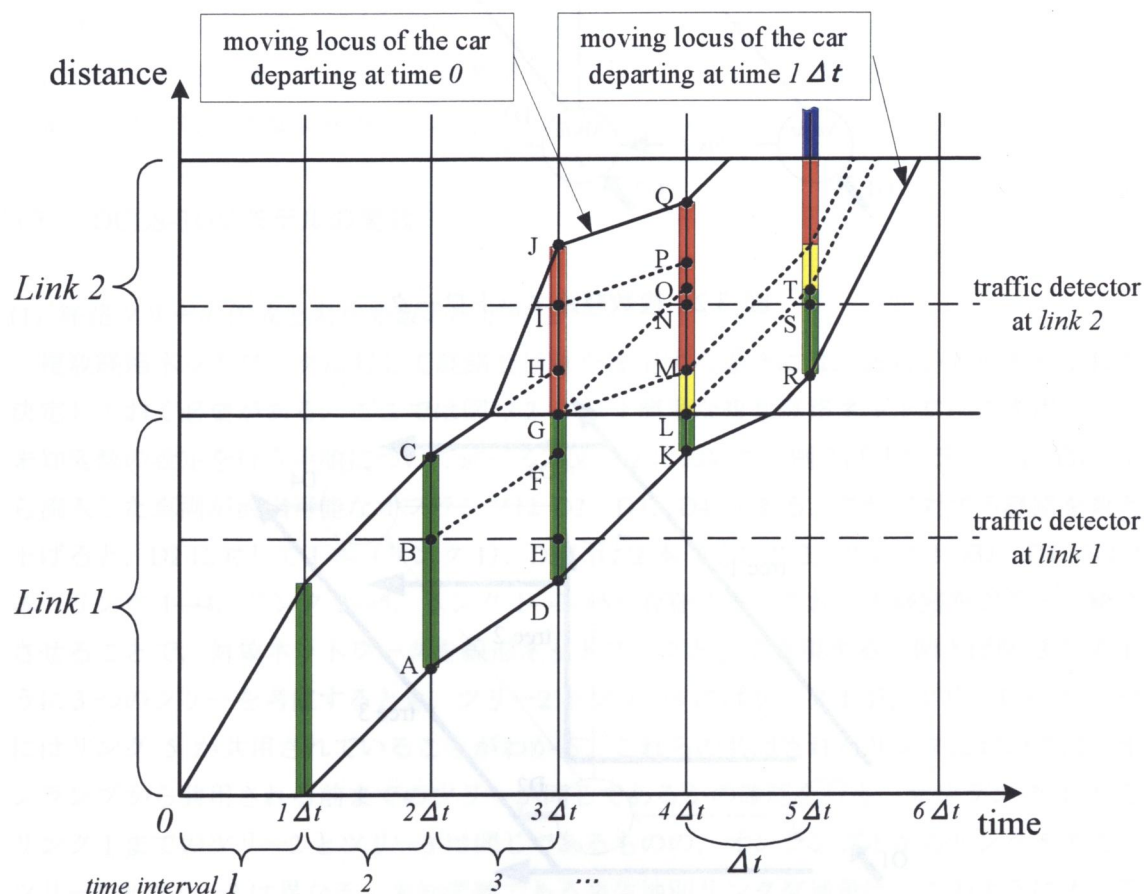


図 3.4 車両の走行軌跡による動的リンク利用率の考え方

図 3.4 は以上の仮定に基づいた車両の走行軌跡の時空間図であり、傾きは平均速度を示す。簡単な計算の例を見るため、時間帯 1 から出発した車両について考えてみる。仮定により、全車両は時間帯 3 の間は地点 B で観測された速度で走ることになる。これは以下のように表現できる。

$$\overline{BF} \parallel \overline{CH} \parallel \overline{AD} \quad \text{式 3.8}$$

ここで、 \parallel は平行を意味する。

時間帯 3 ではリンク 2 の速度がリンク 1 より速いため、 $\overline{GH} / \overline{DH}$ の割合の車両が \overline{GJ} に拡散して走行することになる。したがって、時間帯 1 に出発した車両は 2 つに分けられ、時間帯 4 には以下のような関係が保たれる。

$$\overline{DK} // \overline{GN} \quad \text{式 3.9}$$

$$\overline{IP} // \overline{JQ} // \overline{GM} \quad \text{式 3.10}$$

以上に基づいて、時間帯 1 にオンランプ i から流入した車両のうち時間帯 2 にリンク 1 の検知器で観測されてリンク 1 を利用したと認識された割合 q_{i1p12} は以下のように計算できる。

$$q_{i1p12} = \frac{\overline{BC}}{\overline{AC}} \quad \text{式 3.11}$$

時間帯 3 にリンク 1 を利用する割合である q_{i1p13} は、時間帯 3 にリンク 1 の車両検知器を通った車両の割合になるため以下のように計算する。

$$q_{i1p13} = \frac{\overline{AB}}{\overline{AC}} \cdot \frac{\overline{EF}}{\overline{DF}} \quad \text{式 3.12}$$

同様に、同じ時間帯のリンク 2 の利用率である q_{i2p13} の計算式は以下のようなものである。

$$q_{i2p13} = \frac{\overline{BC}}{\overline{AC}} \cdot \frac{\overline{GH}}{\overline{FH}} \cdot \frac{\overline{IJ}}{\overline{GJ}} \quad \text{式 3.13}$$

この手法によれば、規則的な繰り返し計算で動的リンク利用率を求めることができ、計算に必要な時間を大幅に減少することが期待される。

(3) 事前確率の計算法

定式化された推定モデルでは動的リンク利用率 q_{iaps} だけではなく、 y_{iaps} に関する事前確率 g_{iaps} を既知変数として予め決定しておく必要がある。本研究では、この事前確率の決定手法も DCLS-NNC モデルの計算法に基づき、改良を行った。 g_{iaps} を決定するためには、既存の OD パターン及び現在までの推定結果が必要である。現時点までの推定結果を利用する場合、 g_{iaps} は逐次更新しながら推定を行うことになる。この場合、時間帯 $t-1$ までに推定された \hat{y}_{iaps} のうち、最新の n 個の時間帯に関する「発生地別リンク交通量 \hat{y}_{iaps} の流入交通量 \hat{O}_{is} に対する割合の平均」を g_{iaps} と定義する。以上を式で表すと以下のようなになる。

$$g_{iaps} = \frac{\sum_{k=1}^{S_{t-1}} \frac{\hat{y}_{iapk}}{\hat{O}_{ik}}}{n} \quad \text{式 3.14}$$

ここで,

S_{t-1} : 時間帯 $t-1$ までに \hat{y}_{iaps} と \hat{O}_{is} が推定できた流入時間帯 s のうち最新の時間帯である.

3.3.3 DCLS-TGV モデルの特徴

本章では、動的経路交通量を推定するため、従来のモデルの特徴である逐次推定法をもとに、リンク利用率を事前に決定しておく必要がなく、任意の時間間隔で、複数経路のオンライン推定が可能な DCLS-TGV モデルを提案した。その結果、本研究で提案したモデルは DCLS-NNC モデルの特徴を引き継ぎつつ、以下のような特徴を併せ持っている。

(1) 流入/発生交通量の推定が可能なモデル

通常一般街路の場合は、高速道路のように検知器が密に設置されているのではないため、観測されるリンク交通量データも比較的少なく、特に、流入/発生交通量データを得るのは困難である。DCLS-TGV モデルは、高速道路の流入交通量、または一般街路の発生交通量を未知変数とすることで、交通量があまり観測されていない一般街路のようなネットワークにも適用が容易である。また観測値に欠測値がある場合の推定においても優れたモデルといえよう。その一方で、観測されたデータはできる限り活用するほうが望ましいといえるため、式 3.2 の第 3 項により流入/発生交通量が観測されている場合には観測データを利用して、推定値と観測値の差が最小になるように定式化を行っている。

(2) 観測値の誤差に優れた推定モデル

最近における観測機器の性能の飛躍的な発展により、高速道路では比較的に正確な交通量データを得ることができるものの、一般街路では観測データの精度に限界がある。DCLS-TGV モデルの場合、観測値に誤差があるときにも交通量の推定が可能であり、誤差が多く存在する一般街路のようなネットワークに対しても本モデルの優位性が現れると期待される。

(3) 各種交通管制方策の評価・考察モデル

DCLS-TGV モデルは、DCLS-NNC モデルの有する最大の特徴である、経路交通量の動的

な推定が可能な点を継承している。すなわち、様々な経路管制方策について、交通施策の導入前後でのリンク交通量の観測値と、対象としている交通方策実施実績が得られれば、当該方策の効果をネットワーク交通量の変化により把握することができる。この方法は、

方策の結果で変化した経路交通量を用いるため、分析者の主観的期待を排除した評価方法であると位置づけることができよう。また、推定された経路交通量を利用することで、道路ネットワーク上で時々刻々変化する交通需要を把握することができるため、交通需要の変動に応じた効果的な交通政策や交通管制の運営が可能になると考えられる。DCLS-TGVモデルを用いることによって、一般街路における適用可能性も高まり、単なる断面交通量の量的変化のみではなく、OD交通量や経路交通量による交通の質的变化を詳細に把握することが可能となる。

3.3.4 DCLS-TGV モデルの解法

本研究では、定式化された 式 3.2 から式 3.7 の最適解を求めるために、一般的に良く知られている Kuhn-Tucker 定理及び有効制約法 (Active Set Method) を導入する。非線形計画法において、制約条件付き最小化問題の最適解に対する必要条件として Kuhn-Tucker 条件が挙げられる。その上で、Lagrange 関数による Kuhn-Tucker 条件を用いて最適化問題の初期実行可能解を設定し、また最適性条件に満足する最適解を得るために、有効制約法を適用する。以下では、このような最適化のための計算手順について説明をする。

(1) モデルの再表記

ここでは、定式化された 式 3.2 から式 3.7 を簡易に計算するために式の再表記を行う。まずは未知変数 y_{laps} が推定されていない場合を考えて $\delta_{laps} = 1$ にすると、式 3.2 は以下のよう簡略化できる。

min

$$\sum_{a \in A_a} \left\{ \left(\sum_{p=1}^{P_a} \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t q_{lapsst} \cdot y_{laps} - v_{at}^* \right)^2 + \left\{ \sum_{p=1}^{P_a} \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t (y_{laps} - o_{is} g_{laps}) \right\}^2 \right\} + \sum_{i \in I^*} \sum_{s=1}^t (o_{is} - o_{is}^*)^2 \quad \text{式 3.15}$$

また、制約条件もダミー変数などを使って以下のように書き換えられる。

subject to

$$\sum_{a \in A_i} y_{laps} = o_{is} \quad \text{for all } i \in I, s(1 \leq s \leq t) \quad \text{式 3.16}$$

ここでは、 $p = 1$ になる。

$$\sum_{a \in A} \xi_{an} y_{iaps} = 0 \quad \text{for all } i \in I, n \in \{N - N^{off}\}, p(1 \leq p \leq P_{ia}), s = \{s | 1 \leq s \leq t\} \quad \text{式 3.17}$$

$$\sum_{a \in A} \xi_{an} y_{iaps} \leq 0 \quad \text{for all } i \in I, n \in N^{off}, p(1 \leq p \leq P_{ia}), s = \{s | 1 \leq s \leq t\} \quad \text{式 3.18}$$

$$y_{iaps} \geq 0 \quad \text{for all } i \in I, a \in A, p(1 \leq p \leq P_{ia}), s = \{s | 1 \leq s \leq t\} \quad \text{式 3.19}$$

$$O_{is} \geq 0 \quad \text{for all } i \in I, s = \{s | 1 \leq s \leq t\} \quad \text{式 3.20}$$

ここで,

ξ_{an} : リンク a がノード n から出る場合 1,

リンク a がノード n に入る場合 -1,

その他の場合 0

A_i : オンランプ i に対応するノードから流出するリンクの集合である.

式 3.15 から式 3.20 に対して Kuhn-Tucker 定理を適用するために, Lagrange 関数を用いて表現すると以下ようになる.

$$\begin{aligned} L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\varphi}^1, \boldsymbol{\varphi}^2, \boldsymbol{\lambda}) = & \sum_{a \in A_{in}} \left\{ \left(\sum_{p=1}^{P_{ia}} \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t q_{iaspt} \cdot y_{iaps} - v_{at}^* \right)^2 + \left\{ \sum_{p=1}^{P_{ia}} \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t (v_{iaps} - O_{is} g_{iaps}) \right\}^2 \right\} + \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t (O_{is} - O_{is}^*)^2 \\ & + \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t \left\{ \varphi_{is}^1 \left(\sum_{a \in A_i} y_{ia1s} - O_{is} \right) \right\} + \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t \sum_{p=1}^{P_{ia}} \sum_{n=1}^{N_p} \left\{ \varphi_{ipn}^2 \left(\sum_{a \in A} \xi_{an} \cdot y_{iaps} \right) \right\} + \sum_{i \in I} \sum_{s=1}^t \sum_{p=1}^{P_{ia}} \sum_{n=1}^{N_p} \left\{ \lambda_{ipn} \left(\sum_{a \in A} \xi_{an} \cdot y_{iaps} \right) \right\} \end{aligned} \quad \text{式 3.21}$$

subject to

$$y_{iaps} \geq 0, \quad O_{is} \geq 0, \quad \lambda_{ipn} \geq 0$$

この Lagrange 関数の計算をより簡略化するため, 各変数を簡単な添字を使って新たに定義する. 例えば, 流入交通量 O_{is} は O_l ($l = 1, \dots, L$, L : 時間帯 t において推定される O_{is} の数) に, 発生地別リンク交通量である y_{iaps} は y_m ($m = 1, \dots, M$, M : 時間帯 t において推定される y_{iaps} の数) と表現する. 同様に, 動的リンク利用率 q_{iaspt} と事前確率 g_{iasp} を q_{am} , g_m と書き換える. このような新たな変数を用いて, Lagrange 関数を書き直すと, 以下のように簡略化できる.

$$\begin{aligned}
L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\varphi}^1, \boldsymbol{\varphi}^2, \boldsymbol{\lambda}) = & \sum_{a \in A} \left(\sum_{m=1}^M q_{am} \cdot y_m - v_a \right)^2 + \sum_{m=1}^M \left\{ y_m - g_m \left(\hat{O}_m + \sum_{l=1}^L \alpha_{lm} O_l \right) \right\}^2 + \sum_{l=1}^L \rho_l (O_l - O_l^*)^2 \\
& + \sum_{l=1}^L \varphi_l^1 \left(O_l - \sum_{m=1}^M \beta_{ml} y_m \right) + \sum_{j=1}^{J_1} \varphi_j^2 \left(\sum_{m=1}^M \gamma_{mj} y_m + \hat{Z}_{1j} \right) + \sum_{j=1}^{J_2} \lambda_j \left(\sum_{m=1}^M \varepsilon_{mj} y_m + \hat{Z}_{2j} \right)
\end{aligned} \tag{式 3.22}$$

ここで,

- m : y に関する未知変数のための添え字
- l : O に関する未知変数のための添え字
- J_1 : 等号制約条件が生じるノードの数
- J_2 : 不等号制約条件が生じるノードの数
- v_a : 計算に利用する修正リンク交通量
- q_{am} : 変数 y_m の y_{iaps} の i, p, s に対応するリンク a の動的リンク利用率
- \hat{O}_m : 変数 y_m の y_{iaps} の i, s に対応する O_{is} がもし推定されていればその値, 推定されていないければゼロ
- g_m : 変数 y_m の y_{iaps} の i, a, s に対応する既存確率
- α_{lm} : 未知変数 y_m の i, s と未知変数 O_l の i, s が一致すれば 1 をとるダミー変数
- β_{ml} : 未知変数 y_m の a に対応したリンクとノード n の接続行列
リンク a がノード n から流出すれば 1, それ以外は 0 をとる変数
- ε_{mj} : 未知変数 y_m の a に対応したリンクとノード n の接続行列
リンク a がノード n から流出すれば 1, ノード n に流入すれば -1, それ以外は 0 をとる変数
- γ_{mj} : 未知変数 y_m の a に対応したリンクとノード n の接続行列
リンク a がノード n から流出すれば 1, ノード n に流入すれば -1, それ以外は 0 をとる変数
- ρ_l : 未知変数 O_l について観測値があれば 1 になるダミー変数
- n_l : l 番目の O に関する未知変数 O_l の i に対応するノード番号
- n_{1j} : j 番目の等号制約条件式に対応したノード番号
- n_{2j} : j 番目の不等号制約条件式に対応したノード番号
- \hat{Z}_{1j} : j 番目の等号制約条件式に対応した既推定量 (推定済みの \hat{y}_{iaps} の和)
- \hat{Z}_{2j} : j 番目の不等号制約条件式に対応した既推定量 (推定済みの \hat{y}_{iaps} の和)

である.

(2) Kuhn-Tucker 条件と行列表示

最小化問題の解は, Lagrange 関数を停留させる鞍点 (saddle point) を満足することが必要条件である. また, 式 3.22 より, 本モデルの目的関数は凸関数であるため, 鞍点が大域的最適解となる. Kuhn-Tucker 条件を書き下すと, 以下のようになる.

$$\frac{\partial L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\phi}^1, \boldsymbol{\phi}^2, \boldsymbol{\lambda})}{\partial y_{m'}} \begin{cases} = 0 & \text{if } y_{m'} > 0 \\ \geq 0 & \text{if } y_{m'} = 0 \end{cases} \quad \text{式 3.23}$$

$$\frac{\partial L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\phi}^1, \boldsymbol{\phi}^2, \boldsymbol{\lambda})}{\partial O_{l'}} \begin{cases} = 0 & \text{if } O_{l'} > 0 \\ \geq 0 & \text{if } O_{l'} = 0 \end{cases} \quad \text{式 3.24}$$

$$\frac{\partial L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\phi}^1, \boldsymbol{\phi}^2, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \phi_k^1} = 0 \quad \text{式 3.25}$$

$$\frac{\partial L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\phi}^1, \boldsymbol{\phi}^2, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \phi_k^2} = 0 \quad \text{式 3.26}$$

$$\frac{\partial L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\phi}^1, \boldsymbol{\phi}^2, \boldsymbol{\lambda})}{\partial \lambda_k} \begin{cases} = 0 & \text{if } \lambda_k > 0 \\ \leq 0 & \text{if } \lambda_k = 0 \end{cases} \quad \text{式 3.27}$$

条件を満たす解を求めるために, 上の Lagrange 関数の未知変数及び Lagrange 乗数で微分した式において, 次式のようにすべての Kuhn-Tucker 条件について等式が成立しているときを考えてみよう.

$$2 \sum_{a=1}^A q_{am'} \left(\sum_{m=1}^M q_{am} y_m - v_a \right) + 2 \left\{ y_{m'} - g_{m'} \left(\hat{O}_{m'} + \sum_{l=1}^L \alpha_{lm'} O_l \right) \right\} \quad \text{式 3.28}$$

$$- \sum_{l=1}^L \phi_l^1 \beta_{m'n_l} + \sum_{j=1}^{J_1} \phi_j^2 \gamma_{m'n_{1j}} + \sum_{j=1}^{J_2} \lambda_j \gamma_{m'n_{2j}} = 0$$

$$- 2 \sum_{m=1}^M g_m \alpha_{l'm} \left\{ y_m - g_m \left(\hat{O}_m + \sum_{l=1}^L \alpha_{lm} O_l \right) \right\} + 2 \rho_{l'} (O_{l'} - O_{l'}^*) + \phi_{l'}^1 = 0 \quad \text{式 3.29}$$

$$O_k - \sum_{m=1}^M \beta_{mk} y_m = 0 \quad \text{式 3.30}$$

$$\sum_{m=1}^M \gamma_{m1k} y_m + \hat{Z}_{1k} = 0 \quad \text{式 3.31}$$

$$\sum_{m=1}^M \varepsilon_{m2k} y_m + \hat{Z}_{2k} = 0 \quad \text{式 3.32}$$

以上の行列を用いて書き直すと以下のように表現できる.

$$2[\mathbf{Q}' \cdot \mathbf{Q} + \mathbf{I}] \cdot \mathbf{y} - 2\mathbf{G} \cdot \mathbf{A}' \cdot \mathbf{O} - \mathbf{B}' \cdot \boldsymbol{\varphi}^1 + \boldsymbol{\Gamma}' \cdot \boldsymbol{\varphi}^2 + \mathbf{E}' \cdot \boldsymbol{\lambda} = 2(\mathbf{G} \cdot \hat{\mathbf{O}} + \mathbf{Q}' \cdot \mathbf{v}^*) \quad \text{式 3.33}$$

$$-2\mathbf{A} \cdot \mathbf{G} \cdot \mathbf{y} + 2(\mathbf{A} \cdot \mathbf{G}^2 \cdot \mathbf{A}' + \mathbf{P}) \cdot \mathbf{O} + \boldsymbol{\varphi}^1 = 2\mathbf{P} \cdot \mathbf{O}^* + 2\mathbf{A} \cdot \mathbf{G}^2 \cdot \hat{\mathbf{O}} \quad \text{式 3.34}$$

$$-\mathbf{B} \cdot \mathbf{y} + \mathbf{O} = \mathbf{0} \quad \text{式 3.35}$$

$$\boldsymbol{\Gamma} \cdot \mathbf{y} = -\hat{\mathbf{z}}_1 \quad \text{式 3.36}$$

$$\mathbf{E} \cdot \mathbf{y} = -\hat{\mathbf{z}}_2 \quad \text{式 3.37}$$

ここで,

- Q** : 動的リンク利用率マトリックス ($A \times M$)
- A** : 変数インシデンスマトリックス ($L \times M$)
- B** : 未知変数流入交通量のノード番号と未知変数リンクのインシデンスマトリックス ($L \times M$)
- Γ** : 等号制約条件が生じるノードの番号と未知変数リンクのインシデンスマトリックス ($J_1 \times M$)
- E** : 不等号制約条件が生じるノードの番号と未知変数リンクのインシデンスマトリックス ($J_2 \times M$)
- G** : 既存確率を対角要素に持つマトリックス ($M \times M$)
- P** : 流入交通量観測ダミーを対角要素に持つマトリックス ($L \times L$)
- v*** : 観測交通量ベクトル (A)
- O** : 流入交通量未知変数ベクトル (L)
- Ō** : 既に推定された流入交通量ベクトル (M)
- O*** : 観測流入交通量ベクトル (L)
- ẑ₁** : 等号制約条件のための既推定交通量 (J_1)
- ẑ₂** : 不等号制約条件のための既推定交通量 (J_2)
- y** : リンク交通量未知変数ベクトル (M)
- φ¹** : 未定乗数ベクトル (L)
- φ²** : 未定乗数ベクトル (J_1)
- λ** : 未定乗数ベクトル (J_2)

である.

この行列の式を一つのマトリックスで書くと、次のようになる.

$$\begin{pmatrix} 2[\mathbf{Q}' \cdot \mathbf{Q} + \mathbf{I}] & -2\mathbf{G} \cdot \mathbf{A}' & -\mathbf{B}' & \boldsymbol{\Gamma}' & \mathbf{E}' \\ -2\mathbf{A} \cdot \mathbf{G} & 2(\mathbf{A} \cdot \mathbf{G}^2 \cdot \mathbf{A}' + \mathbf{P}) & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ -\mathbf{B} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \boldsymbol{\Gamma} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{E} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{O} \\ \boldsymbol{\varphi}^1 \\ \boldsymbol{\varphi}^2 \\ \boldsymbol{\lambda} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2(\mathbf{G} \cdot \hat{\mathbf{O}} + \mathbf{Q}' \cdot \mathbf{v}^*) \\ 2(\mathbf{P} \cdot \mathbf{O}^* + \mathbf{A} \cdot \mathbf{G}^2 \cdot \hat{\mathbf{O}}) \\ \mathbf{0} \\ -\hat{\mathbf{z}}_1 \\ -\hat{\mathbf{z}}_2 \end{pmatrix} \quad \text{式 3.38}$$

式 3.38 を用いると、以下のように未知変数の候補解を求めることができる。

$$\begin{pmatrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{o} \\ \boldsymbol{\varphi}^1 \\ \boldsymbol{\varphi}^2 \\ \boldsymbol{\lambda} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2[\mathbf{Q}' \cdot \mathbf{Q} + \mathbf{I}] & -2\mathbf{G} \cdot \mathbf{A}' & -\mathbf{B}' & \boldsymbol{\Gamma}' & \mathbf{E}' \\ -2\mathbf{A} \cdot \mathbf{G} & 2(\mathbf{A} \cdot \mathbf{G}^2 \cdot \mathbf{A}' + \mathbf{P}) & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ -\mathbf{B} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \boldsymbol{\Gamma} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{E} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} 2(\mathbf{G} \cdot \hat{\mathbf{o}} + \mathbf{Q}' \cdot \mathbf{v}^*) \\ 2(\mathbf{P} \cdot \mathbf{o}^* + \mathbf{A} \cdot \mathbf{G}^2 \cdot \hat{\mathbf{o}}) \\ \mathbf{0} \\ -\hat{\mathbf{z}}_1 \\ -\hat{\mathbf{z}}_2 \end{pmatrix} \quad \text{式 3.39}$$

なお、この演算の結果が最適解であるとは限らない。すなわち、式 3.39 で求まる推定値に対して、式 3.23 から式 3.27 の条件が成立するかどうかを確かめ、最終的に制約条件がすべて満たされるような解を求める必要がある。このような制約条件付きの最適化問題の解法として本研究では後述する有効制約法を用いることとした。

(3) 有効制約法 (Active Set Method)

ここでは、非線形計画の最適化問題を解くための一手法である有効制約法 (Gill ら, 1989) のアルゴリズムを説明する。有効制約法 (Active Set Method) は、実行可能解及び正しい有効制約集合があらかじめ分かっているならば、元の問題は制約条件のない最適化問題に帰着できることを活用する。つまり、解を求めるために必要な制約条件の集合を予測し（これを作業集合(working set)という）、探索方向を計算し、反復の過程でこの作業集合 W を更新していく手法である。有効制約法のアルゴリズムは次の図 3.5 のようである。

有効制約法によると、最適化問題が式 3.23 から式 3.27 の Kuhn-Tucker 条件を満足するためには、まず実行可能領域に存在する $(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\varphi}^1, \boldsymbol{\varphi}^2, \boldsymbol{\lambda})$ を初期解として決めておく必要がある。本研究では、式 3.28 から式 3.32 のように、 $\nabla L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\varphi}^1, \boldsymbol{\varphi}^2, \boldsymbol{\lambda}) = 0$ を満たすものを初期値と設定した。制約条件のうち有効である制約条件の添字集合は有効集合とし、初期実行可能解の全ての変数について、値が 0 である変数の添字集合を作業集合 W とする。

作業集合 W が決まると、その集合に属する成分を除去したベクトル全体が作る空間（これを部分空間 M という）を最適化することになる。本研究では Lagrange 関数が 2 次関数となっているため、Newton's method によって最適解を計算する。最適値となるためには、作業集合に含まれている未知変数については

$$\mathbf{y} \geq 0, \quad \mathbf{O} \geq 0$$

式 3.40

を、また有効集合に含まれている未知変数については

$$\begin{aligned}\nabla_y L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\varphi}^1, \boldsymbol{\varphi}^2, \lambda) &\geq 0 \\ \nabla_o L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\varphi}^1, \boldsymbol{\varphi}^2, \lambda) &\geq 0 \\ \nabla_\lambda L(\mathbf{y}, \mathbf{O}, \boldsymbol{\varphi}^1, \boldsymbol{\varphi}^2, \lambda) &\leq 0\end{aligned}$$

式 3.41

を満足しなければならない。従って、全ての変数が式 3.40 及び式 3.41 の条件を満たすならば、その未知変数は最適解になる。ここで、式 3.40 を満たさない変数が作業集合に存在する場合は、作業集合 W からその変数を除去し、部分空間 M を変更して再び最適化を行うことになる。このような作業の繰り返しによって、最終的に全ての条件が満たすような最適解が導出される。

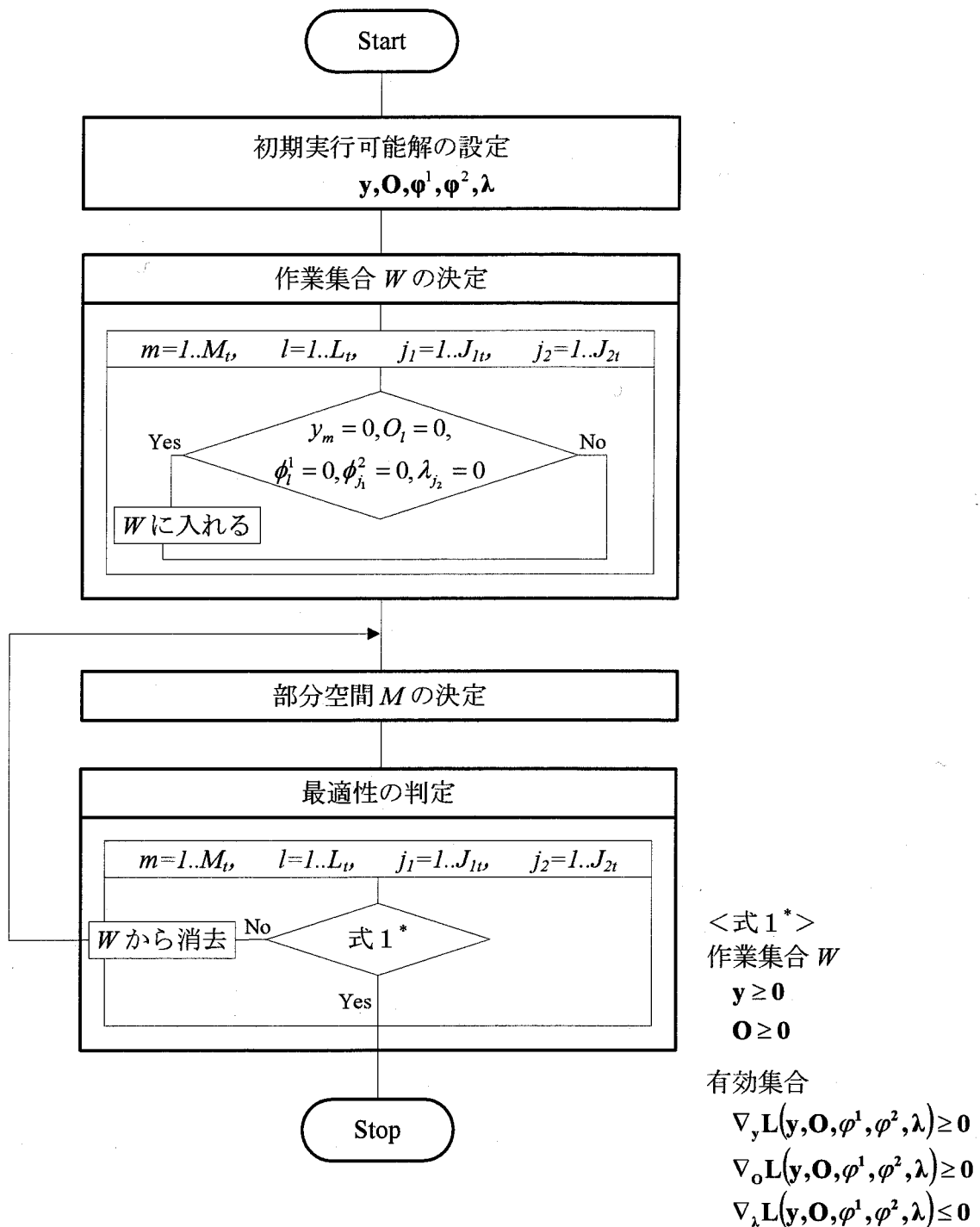


図 3.5 有効制約法のアルゴリズム

3.4 結語

本章では、逐次推定法に基づいた動的経路交通量推定モデルの構築について論じた。本研究で構築したモデルの基本である動的結合型最小二乗法（DCLS）と非負制約条件付き動的経路交通量推定モデル（DCLS-NNC）について説明をし、本研究で構築した流入/発生交通量を未知変数とした動的経路交通量推定モデル（DCLS-TGV）の定式化と特徴及び解法について記述した。DCLS-TGV モデルの特徴を要約すると以下のようである。

- [1] 逐次推定法に基づいて、リンク利用率を事前に決定しておく必要がなく、任意の時間間隔で、複数経路のオンライン推定が可能なモデルである。
- [2] 発生地別リンク交通量とともに流入/発生交通量の推定が可能なモデルである。高速道路の流入交通量、または一般街路の発生交通量を未知変数とすることで、交通量があまり観測されていない一般街路のようなネットワークにも適用が容易である。また観測値に欠測値がある場合にも推定可能なモデルである。
- [3] DCLS-TGV モデルの場合、観測値に誤差があるときにも交通量の推定が可能であり、誤差が多く存在する一般街路のようなネットワークに対しても本モデルの優位性が現れると期待される。
- [4] DCLS-TGV モデルは、DCLS-NNC モデルの有する最大の特徴である、経路交通量の動的な推定が可能な点を継承している。すなわち、様々な経路管制方策について、当該方策の効果をネットワーク交通量の変化により把握することができる。また、推定された経路交通量を利用することで、道路ネットワーク上で時々刻々変化する交通需要を把握することができるため、交通需要の変動に応じた効果的な交通政策や交通管制の考察が可能になると考えられる。

本モデルの定式化は、制約条件付きの非線形計画問題の最小化問題になっているため、最適化の求解に Kuhn-Tucker 定理及び有効制約法（Active Set Method）を適用した。

第3章 参考文献

- Gill, P. E., Murray, W., Saunders, M. A. and Wright, M. H. (1989) Sequential quadratic programming methods. In: Nemhauser, G. L., Rinnooy Kan, A. H. G and Todd, M. J. (eds.), Optimization, North-Holland, pp. 186-208.
- Iida, Y. and Takayama, J. (1986) Comparative study of model formulations on OD matrix estimation from observed link flows. Proceedings of the 4th World Conference on Transportation Research, 2, pp. 1570-1581.
- Kurauchi, F., Iida, Y. and Aizawa, T. (2000) An evaluation of effect of travel time information from real-time Origin-Destination matrices estimation model. Proceedings of 7th Conference on Intelligent Transport System, CD-ROM.
- Kurauchi, F., Iida, Y., Aizawa, T. and Li, L. (1999) A method for estimating dynamic Origin-Destination matrices from traffic counts on urban expressways. Transportation and Traffic Theory (Abbreviated Presentation Sessions), pp. 205-230.
- 飯田恭敬 (1991) 土木計画システム分析－最適化編－, 森北出版, pp. 58-80.
- 飯田恭敬, 岡田憲夫 (1992) 土木計画システム分析－現象分析編－, 森北出版, pp. 82-112.
- 一森哲男 (1994) 数理計画法－最適化の手法－, 共立出版株式会社, pp. 116-127.

第4章 動的経路交通量推定モデル(DCLS-TGV)のパフォーマンス検証

4.1 概説

本章では、第3章で定式化された動的経路交通量推定モデル(DCLS-TGV)の基本性能及び頑健性を検証する。簡単な仮想ネットワークに対して、計算及びシミュレーションモデルにより経路交通量及び必要な交通データを作成する。以下では、作成された経路交通量を設定値と呼び、モデルを用いて推定された経路交通量を推定値と呼ぶことにする。設定値と推定値を比較することで、本研究で提案したDCLS-TGVモデルの推定精度を検証する。

まずは、簡単な線形ネットワークにおいて、同じデータを用いて既存モデルによる推定も行い、両モデルの推定結果による誤差の統計量を比較することで、DCLS-TGVモデルの優位性を検証する。観測交通量に観測誤差がある場合及び流入交通量が観測されない場合を仮定したケーススタディを行い、DCLS-TGVモデルの特性を確かめる。

次に複数経路を持つ仮想ネットワークを用いて、本モデルの推定精度及び実用性を検証する。複数の経路を持つ仮想ネットワークを設定して道路上の観測データを作成し、そのデータを用いてモデルの推定精度を検証する。また、観測誤差が複数経路ネットワークにおいて推定精度に与える影響を把握し、道路上のデータを測定するために設定された交通量検知器の位置による推定精度の変化について考察する。さらに、DCLS-TGVモデルを用いたケーススタディとして、VICS (Vehicle Information and Communication System) の有効性や、GPS (Global Positioning System) の精度向上について議論したい。

4.2 線形ネットワークにおける DCLS-TGV モデルの性能の確認

4.2.1 対象ネットワーク

ここでは、DCLS-TGVモデルのパフォーマンスを検証するため、仮想的な線形ネットワークを設定した。図4.1で表しているように、仮想線形ネットワークは3本のリンクと4つのノードで構成されており、オンランプ2箇所とオフランプ3箇所が存在する。このネットワークで必要な仮想交通データを収集するために、各リンクの長さをそれぞれ10km, 15km, 5kmと設定し、観測される時間間隔を5分とした。各オンランプとオフランプをそれぞれOriginとDestinationとすると、設定経路交通量は、まずベースとなる目的地選択確

率を 1 時間帯ごとに設け、これに乱数を用いて作成した変動を加えることによって作成した。設定流入交通量は、設定経路交通量のオンランプごとの和として求める。その際、3.3.2 の(2)で設けた仮定；

仮定 1> ある時間帯にリンク a へ流入した車両は、 a の下流端を通過しない限りその時間帯では均一に分布している。

仮定 2> それぞれのリンクにおいて、車両は観測された平均速度で走行し、各時間帯内ではその速度が一定である。

は満たされており、交通量や速度はリンクの最下流部で観測されているとする。さらに、それぞれのリンクにおける車両存在台数 e_{at} と所要時間 f_{at} について、以下のような関係が成立していることを前提とする。

$$f_{1t}(e_{1t}) = 10 + \frac{e_{1t}}{50} \quad \text{式 4.1}$$

$$f_{2t}(e_{2t}) = 15 + \frac{e_{2t}}{100} \quad \text{式 4.2}$$

$$f_{3t}(e_{3t}) = 5 + \frac{e_{3t}}{50} \quad \text{式 4.3}$$

以上の仮定に基づいて、設定経路交通量から各時間帯における車両存在台数 e_{at} を計算し、上の式によって所要時間 f_{at} を求める。 f_{at} を用いて各リンクの旅行速度を算定し、それを平均速度とする。平均速度が得られれば、動的リンク利用率 q_{iaps} が計算できるため、それをもとに観測されたリンク交通量データが得られる。さらに、OD パターンに基づいて事前確率 g_{iaps} の初期入力データを作成する。

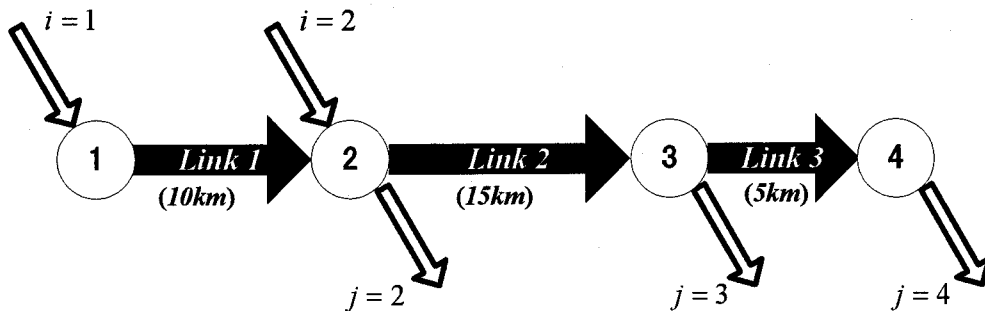


図 4.1 仮想線形ネットワーク

4.2.2 モデルの基本性能の確認

(1) 推定結果を検証するための統計指標

本研究では、推定モデルの推定精度を検証するため指標として、RMS (Root Mean Square) Error 及び RMSN (Root Mean Square Normalized) Error を利用する。RMS Error 及び RMSN Error は、設定値と推定値の偏差を表す統計量であり、RMS 値はデータによる絶対的な偏差を、RMSN 値は相対的な偏差を反映している。これらは次式をもとに求められる。

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_n^* - \hat{x}_n)^2}{N}} \quad \text{式 4.4}$$

$$RMSN = \frac{\sqrt{N \cdot \sum_{n=1}^N (x_n^* - \hat{x}_n)^2}}{\sum_{n=1}^N x_n^*} \quad \text{式 4.5}$$

ここで、

x_n^* : 設定値

\hat{x}_n : 推定値

N : 推定する変数の総数

である。

(2) 推定結果の考察

本項では、4.2.1 項で述べた方法に従い 500 分間（時間帯数 100）のデータを作成し、第 3 章 で提案した DCLS-TGV モデルにおける流入交通量及び経路別リンク交通量の推定を行い、その推定精度を統計量により検証する。

図 4.2 と図 4.3 は、各オンランプにおける流入交通量の推定値と設定値を表している。オンランプ 1 の場合は、時間帯 90 程度までは推定値と設定値が一致している。また、オンランプ 2 においても若干の差はあるが、良好に推定されていることが分かる。表 4.1 は流入交通量における RMS 値及び RMSN 値を表している。これらの値からも提案したモデルの有効性が確認できる。

また、推定された発生地別リンク交通量を用いて計算した OD14 及び OD24 の経路交通量と、設定交通量を図 4.4 と図 4.5 に示す。この図により、OD ペアによってわずかな差はあるものの、全般的な傾向としては、提案したモデルを用いて経路交通量を良好に推定できるといえる。表 4.2 では、発生地別リンク交通量と経路交通量の RMS 値及び RMSN 値を示している。RMSN 値を見ると、流入交通量より精度は低下するものの、精度良く推定されていると考えられる。

表 4.1 流入交通量における RMS 値及び RMSN 値

RMS	1.3980
RMSN	0.0239

表 4.2 発生地別リンク交通量と経路交通量における RMS 値及び RMSN 値

	発生地別リンク交通量	経路交通量
RMS	3.5877	4.7430
RMSN	0.0791	0.2016

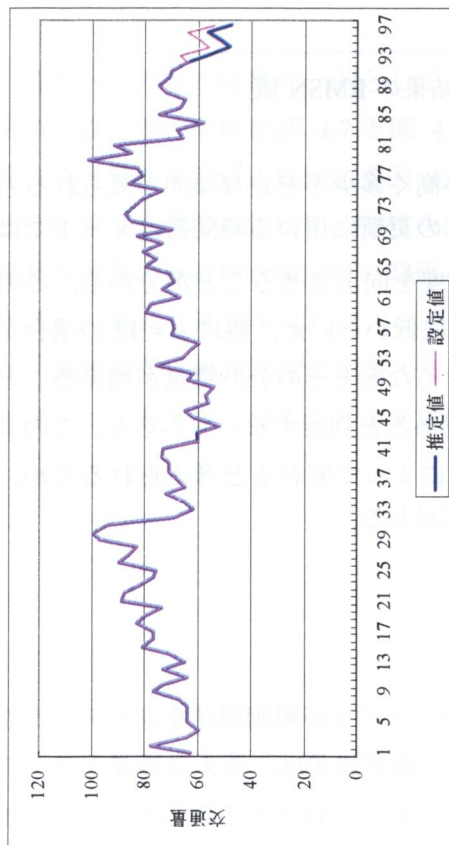


図 4.2 オンランプ 1 の流入交通量の推定値と設定値

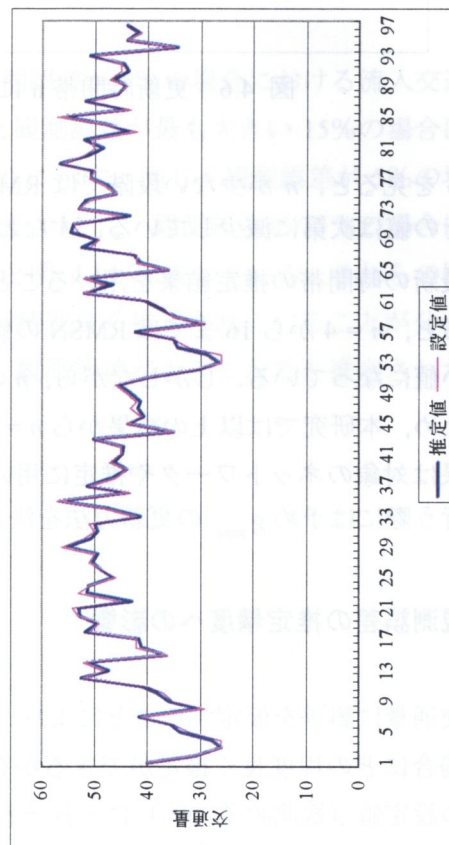


図 4.3 オンランプ 2 の流入交通量の推定値と設定値

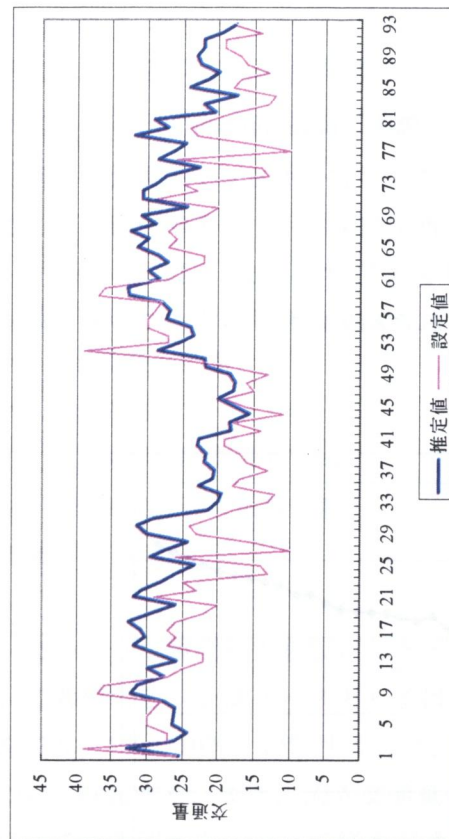


図 4.4 OD14 の経路交通量の推定値と設定値

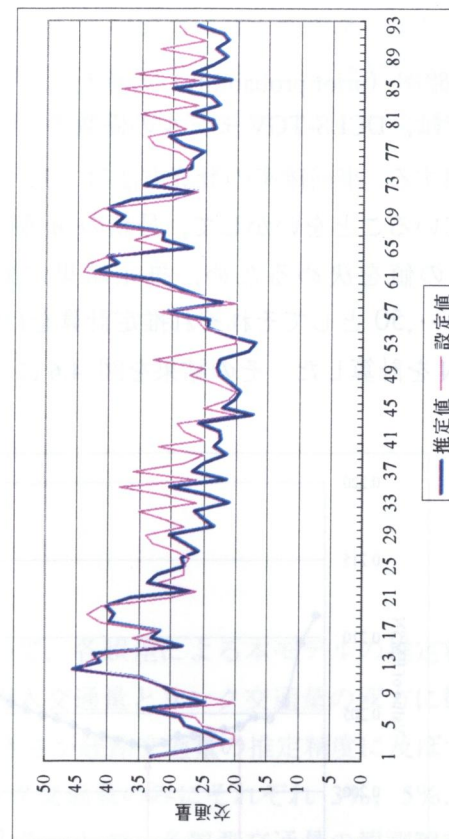


図 4.5 OD24 の経路交通量の推定値と設定値

(3) 事前確率 (prior probability) の検討

ここでは、DCLS-TGV モデルの係数の一つである事前確率 (prior probability) g_{iaps} について考察する。事前確率の計算方法は3.3.2 の(3)で述べたように、本モデルが逐次推定法に基づいていることをいかして、最新の n 個の時間帯の推定結果を用いて更新を行う。ここでの n の値を決めるため、推定結果に対する影響を検証する。式 3.14 について、 $n=1,2,\dots,50$ としてそれぞれ推定計算を行い、推定された結果におけるすべての n に対する RMSN を計算した。その結果を図 4.6 に示す。

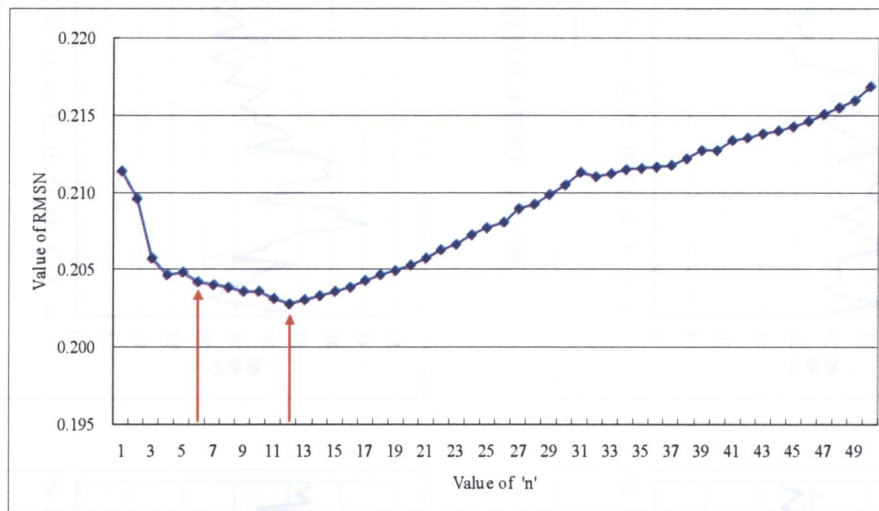


図 4.6 更新時間帯 n による推定結果の RMSN 値

図 4.6 を見ると、 n が少ない段階では RMSN の値が高く多少不安定な傾向が見られるものの、その値は次第に減少している。すなわち、 g_{iaps} の更新に用いる時間帯は $n=1$ ではない、最新の時間帯の推定結果を用いることが推定精度を向上させることが分かる。この図によると、 $n=4$ から 16 までは RMSN の値が比較的に低いといえ、特に $n=12$ の場合が一番低い値になっている。しかしながら、 n の値が大きくなるとその分計算量が増えることになるため、本研究では以上の結果から $n=6$ が適切であると判断する。もちろん、このような結果は対象のネットワークや推定に用いるデータによって変わると考えられるため、推定を行う際には予め g_{iaps} の更新方法を決定する必要がある。

4.2.3 観測誤差の推定精度への影響

観測交通量に誤差を仮定することにより、DCLS-TGV モデルが観測誤差を含むデータを用いた場合にどの程度良く推定ができるかを検証する。観測誤差は、流入交通量とリンク交通量の設定値（観測誤差 0%）にそれぞれ 3%、5%、10%、15%の正規分布に従う誤差

を付与した。具体的には、まず平均 0, 標準偏差 1 なる正規分布に従う乱数 α を発生させた。その乱数に各誤差比率 p を乗じて、さらに交通量を乗じると、それが交通量の誤差分となる。こうして得られた誤差交通量を設定値に加えることで、誤差が混入した交通量が得られる。すなわち、以下の式のように与える。

$$v' = v + p \times \alpha \times v \quad \text{式 4.6}$$

ここで、

v' : 誤差交通量

v : 交通量

p : 仮定した誤差の割合

α : 発生させた正規乱数

である。

このような観測誤差を仮定したデータを用いて、各誤差による本モデルの推定精度について考察する。計算ケースとしては、まず、流入交通量とリンク交通量の双方に観測誤差を 3%, 5%, 10%, 15% ずつ与え、誤差の大きさが経路交通量の推定精度に及ぼす影響について検証する。また、流入交通量のみ、リンク交通量のみそれぞれ 3%, 5%, 10%, 15% の観測誤差を仮定して経路交通量を推定することで、各観測交通量の観測誤差が推定精度に及ぼす影響について考察する。

各ケースの推定結果の一例として、双方の観測誤差が 5% の場合における流入交通量の推定値と設定値の関係を図 4.7 と図 4.8 に、また観測誤差が最も大きい 15% の場合における流入交通量の推定値と設定値を図 4.9 と図 4.10 に示す。同じく観測誤差が 5% の場合における経路交通量の推定値と設定値を図 4.11 と図 4.12 に、観測誤差が 15% の場合における経路交通量の推定値と設定値の関係を図 4.13 と図 4.14 に表している。これらの図を比較すると、経路交通量よりも流入交通量のほうが精度良く推定されていることが分かる。また、観測誤差は推定精度に影響を与えており、観測誤差が大きくなると推定された交通量のばらつきも大きくなることが見られる。

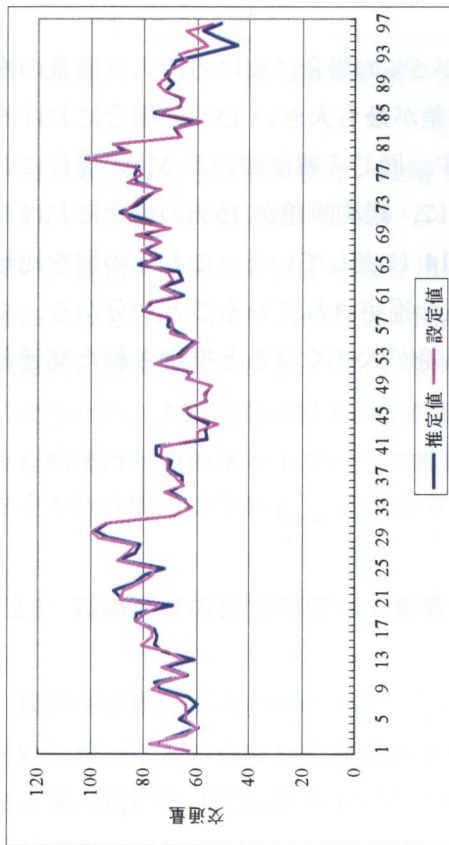


図 4.7 オンランプ 1 の流入交通量の推定値と設定値 (観測誤差 5%)

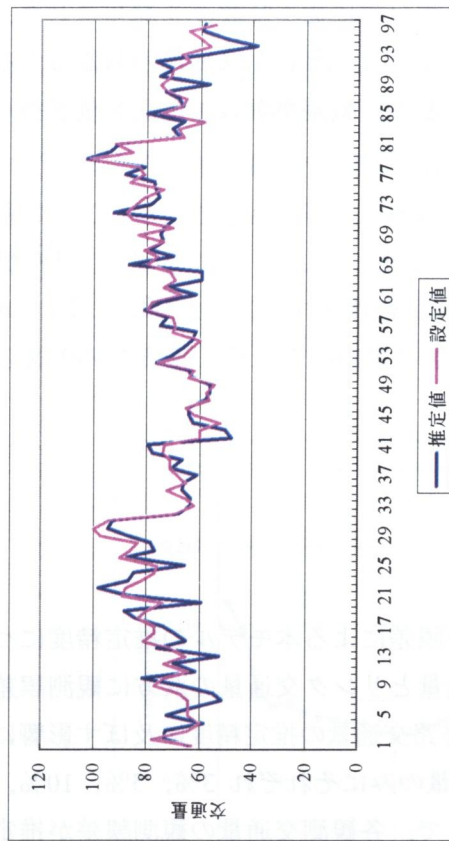


図 4.9 オンランプ 1 の流入交通量の推定値と設定値 (誤差 15%)

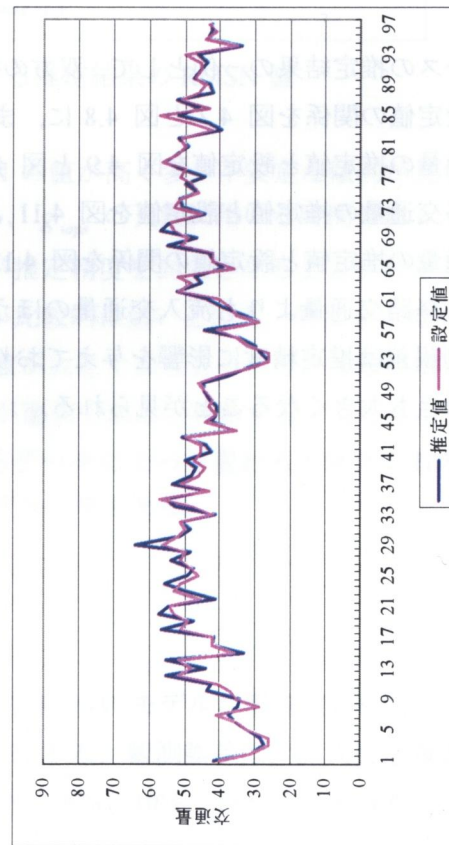


図 4.8 オンランプ 2 の流入交通量の推定値と設定値 (観測誤差 5%)

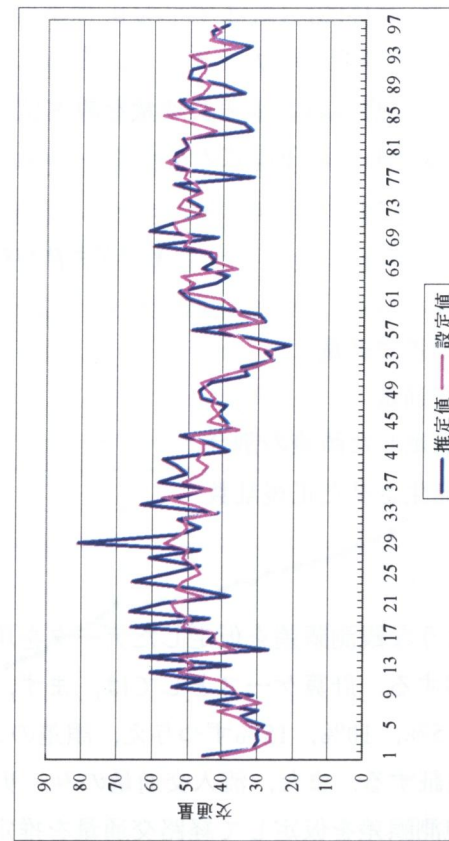


図 4.10 オンランプ 2 の流入交通量の推定値と設定値 (誤差 15%)

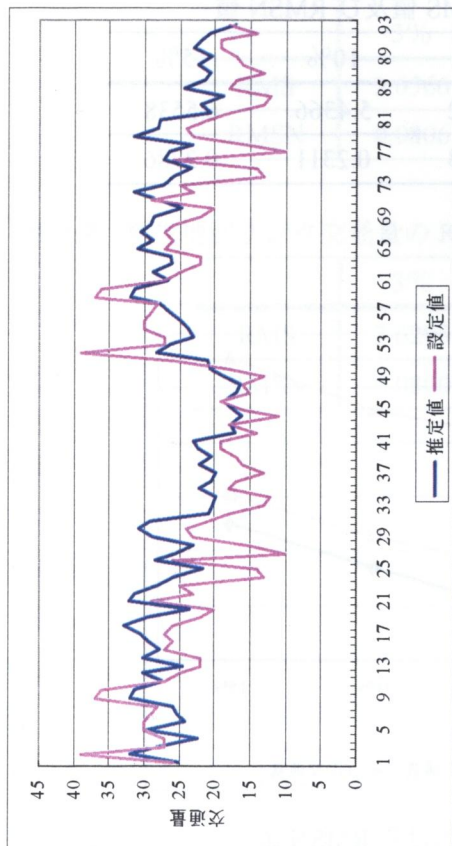


図 4.11 OD14 の経路交通量の推定値と設定値 (観測誤差 5%)

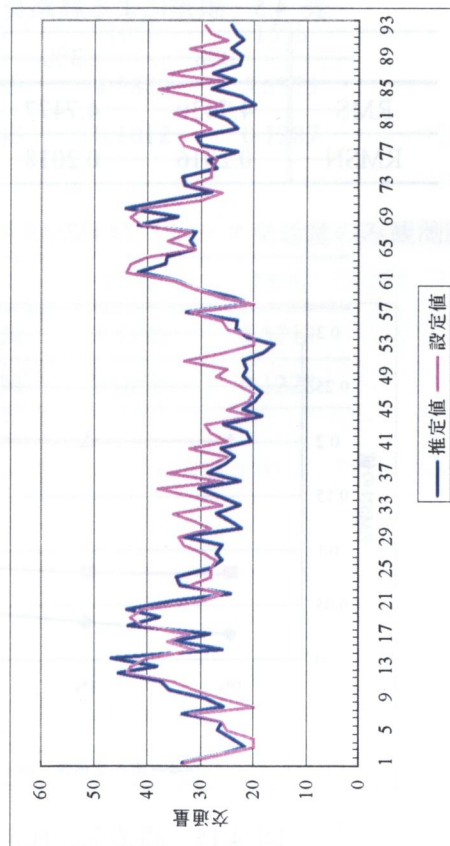


図 4.12 OD24 の経路交通量の推定値と設定値 (観測誤差 5%)

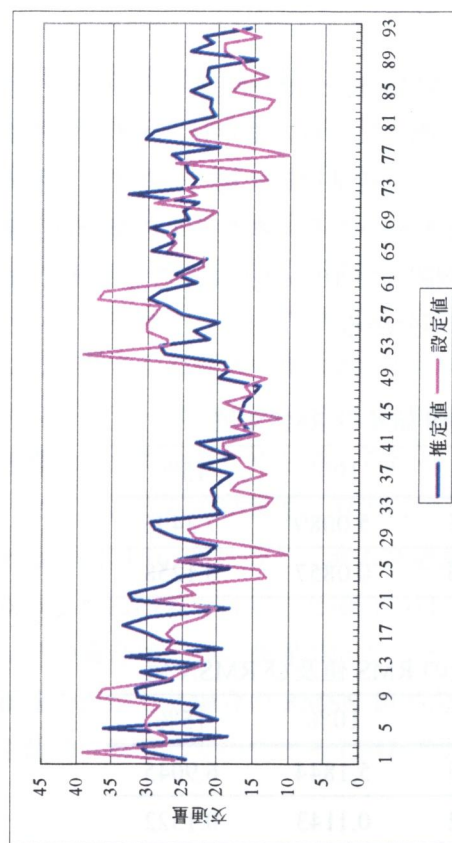


図 4.13 OD14 の経路交通量の推定値と設定値 (観測誤差 15%)

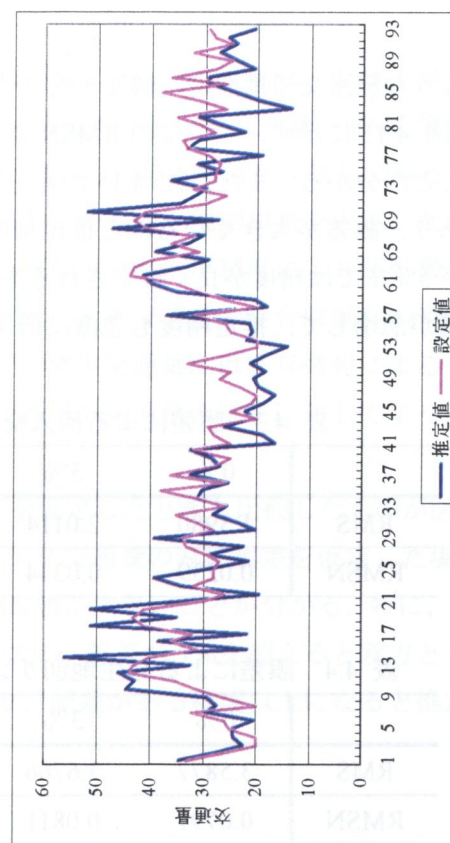


図 4.14 OD24 の経路交通量の推定値と設定値 (観測誤差 15%)

このような経路交通量推定の精度を検証するために RMS 値と RMSN 値を表 4.3 から表 4.5 及び図 4.15 に示す。ここでの RMSN 値を見ても、流入交通量の推定精度が非常に良好であることが分かる。また、図 4.15 から分かるように、交通量推定の精度は誤差と密接な関係があり、誤差が大きくなるほど推定精度は低くなるといえる。本ケースの場合は、観測誤差が 5% までは精度が良く推定されるものの、観測誤差が 10% 以上になると RMS 及び RMSN 値が急増して、推定精度も急激に低下することが分かる。

表 4.3 誤差による流入交通量の RMS 値及び RMSN 値

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	1.3980	2.0114	2.7835	5.0089	7.3496
RMSN	0.0239	0.0344	0.0476	0.0857	0.1258

表 4.4 誤差による発生地別リンク交通量の RMS 値及び RMSN 値

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	3.5877	3.6766	3.9535	5.1844	6.9045
RMSN	0.0791	0.0811	0.0872	0.1143	0.1522

表 4.5 誤差による経路交通量の RMS 値及び RMSN 値

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	4.7430	4.7477	4.8522	5.4366	6.5538
RMSN	0.2016	0.2018	0.2063	0.2311	0.2786

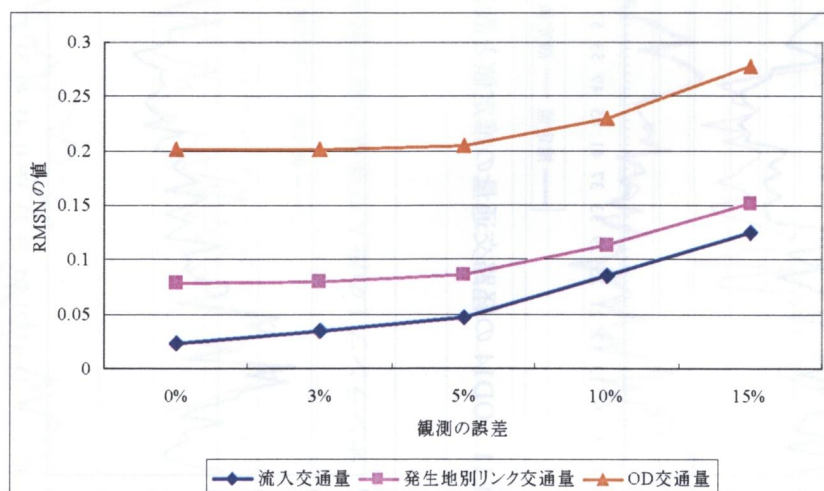


図 4.15 誤差別の推定交通量における RMSN 値

次は、流入交通量及びリンク交通量のみそれぞれ 3%、5%、10%、15%の観測誤差を仮定し、推定を行った。これらの場合における、発生地別リンク交通量の RMS 値と RMSN 値を表 4.6 と表 4.7 に示す。それぞれのケースにおける RMSN 値を比較してみると、流入交通量のみ観測誤差を仮定した場合より、リンク交通量のみ観測誤差を仮定した場合のほうが若干低い数値を表しており、流入交通量の観測誤差が推定精度により悪影響を与えていることが分かる。これは、本モデルの構造上、リンク交通量の場合は既存の情報を利用して計算された変数が使われているのに対して、発生交通量には既存情報による重み付けがなされていないため、発生交通量に仮定した誤差が交通量の推定に対してより直接的に影響を与えているためと考えられる。

また、これらの結果を、双方に同じ観測誤差を仮定したときと比較したものが図 4.16 である。図 4.16 を見ると、流入交通量またはリンク交通量のみ誤差を仮定した場合より、双方ともに誤差を仮定した場合のほうが、RMSN 値が大きいことが分かる。特に、誤差 5% 以下の場合は三つの曲線がほとんど一致していたが、誤差が 5% を超えると双方ともに観測誤差を仮定した場合の RMSN 値が急増しており、誤差がある程度以上になると推定精度は指数的に低下していくと考えられる。

表 4.6 発生地別リンク交通量の RMS 値及び RMSN 値（流入交通量のみ観測誤差）

	3%	5%	10%	15%
RMS	3.6566	3.8239	4.5880	5.8375
RMSN	0.0806	0.0843	0.1012	0.1287

表 4.7 発生地別リンク交通量の RMS 値及び RMSN 値（リンク交通量のみ観測誤差）

	3%	5%	10%	15%
RMS	3.6295	3.7820	4.5126	5.5713
RMSN	0.0800	0.0834	0.0995	0.1228

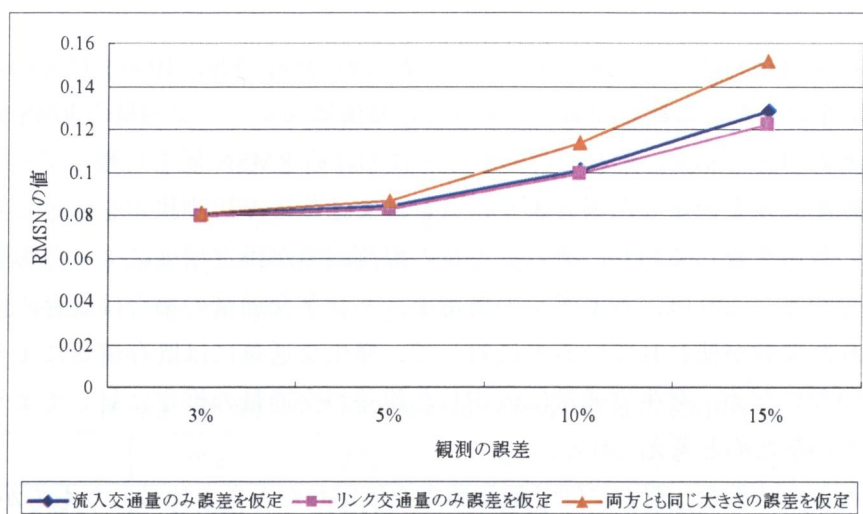


図 4.16 誤差仮定の付与方法による発生地別リンク交通量の RMSN 値

4.2.4 DCLS-NNC モデルとの比較

本項では、DCLS-NNC モデルに対しても、4.2.3 項の(1)と同じデータを用いて推定を行う。DCLS-NNC モデルにおいては定数として仮定している観測リンク交通量に誤差が含まれる場合のモデル推定結果を通じて、本研究で提案している DCLS-TGV モデルが有効である条件について考察することがここでの目的である。

観測データに与えた誤差の種類別に、DCLS-NNC モデルで推定された結果の RMS 値と RMSN 値を示すものが表 4.8 から表 4.10 であり、DCLS-TGV モデルの RMSN 値と比較したものが図 4.17 から図 4.19 である。図 4.17 及び図 4.18 により、観測誤差 0% から 5% までは DCLS-NNC モデルの方が推定精度が良いものの、両モデルの間に大きな差は見られない。一方、観測誤差がそれ以上になると RMSN 値の差が顕著に表れる。すなわち、観測誤差が大きい場合には DCLS-TGV モデルのほうの方がより精度良く推定されているといえる。一方、図 4.19 に示したリンク交通量のみ観測誤差を仮定した場合は、両者の間に大きな差は見られないものの、わずかに DCLS-NNC モデルの方が良好な結果を与えている。これは、DCLS-NNC モデルと DCLS-TGV モデルの形態の違いが原因として考えられる。リンク交通量のみ誤差を仮定することは、すなわち、流入交通量では誤差が存在しないことを意味している。DCLS-NNC モデルの場合、リンク交通量は観測リンク交通量と観測流入交通量を基に推定されるため、流入交通量に観測誤差が無い分だけ全体的な交通量の推定精度も高くなると思われる。しかし、DCLS-TGV モデルの場合は、流入交通量が観測流入交通量と推定されたリンク交通量によって推定されるため、リンク交通量の観測誤差は流入交通量の推定にも影響を与え、全般的な推定精度が低くなったものと考えられる。ただし、その推定精度の差は大きなものではない。

これらの結果を総合すると、観測誤差が大きいほど DCLS-TGV モデルによる推定精度が良好な結果を得ることができるといえる。特に、図 4.18 から明らかなように、観測流入交通量に大きな誤差がある場合、DCLS-NNC モデルの推定精度は急激に悪化する傾向があり、DCLS-TGV モデルによる推定が優れていることが分かる。また、観測リンク交通量のみ誤差がある場合には、モデルの構造上 DCLS-TGV モデルのほうが DCLS-NNC モデルのほうより精度が低下したものの、その差はそれほど大きなものではない。これらのことから、DCLS-TGV モデルは DCLS-NNC モデルと比較して、頑健性に優れているといえ、一般街路のような実際の発生交通量の観測データを得るのが難しく、観測誤差が大きいネットワークに対して、特に有効であるといえる。

表 4.8 DCLS-NNC モデルにおける発生別リンク交通量の RMS 値及び RMSN 値
(両方観測誤差仮定)

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	3.3595	3.6128	4.1239	6.0454	8.4790
RMSN	0.0744	0.0800	0.0913	0.1339	0.1878

表 4.9 DCLS-NNC モデルにおける発生別リンク交通量の RMS 値及び RMSN 値
(流入交通量のみ観測誤差)

	3%	5%	10%	15%
RMS	3.5013	3.8731	5.4097	7.3857
RMSN	0.0775	0.0858	0.1198	0.1636

表 4.10 DCLS-NNC モデルにおける発生別リンク交通量の RMS 値及び RMSN 値
(リンク交通量のみ観測誤差)

	3%	5%	10%	15%
RMS	3.4476	3.5739	4.0834	4.9015
RMSN	0.0763	0.0791	0.0904	0.1085

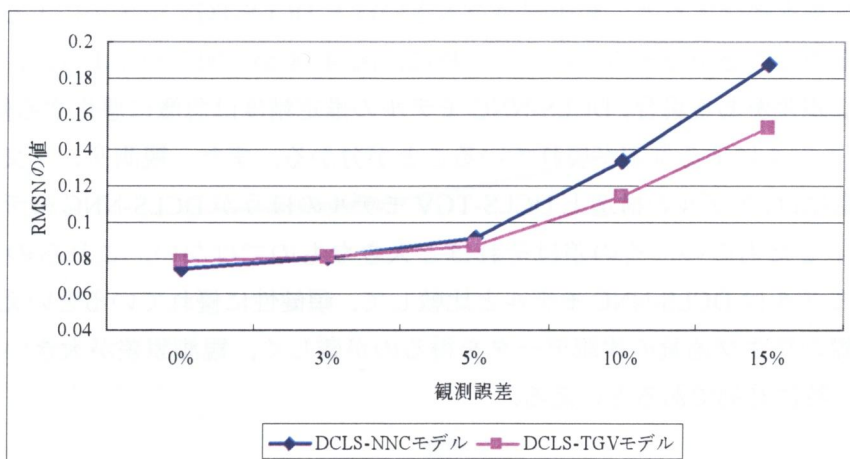


図 4.17 両方ともに観測誤差を仮定したときの RMSN 値

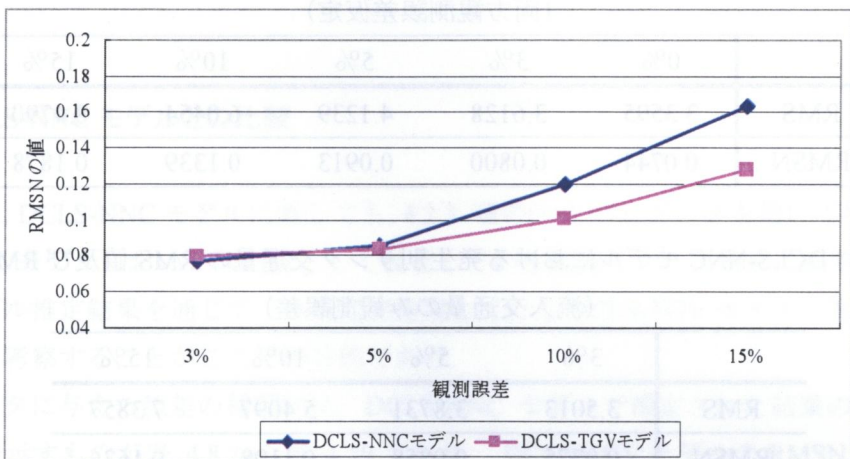


図 4.18 流入交通量のみ観測誤差を仮定したときの RMSN 値

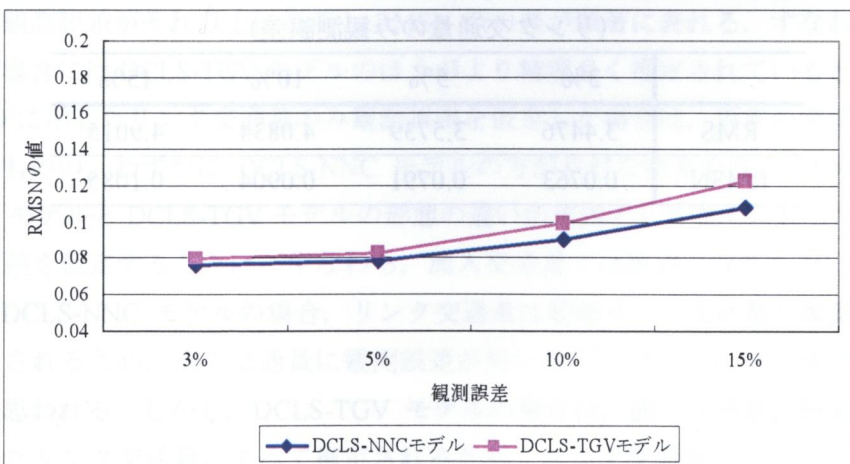


図 4.19 リンク交通量のみ観測誤差を仮定したときの RMSN 値

4.2.5 流入/発生交通量データが観測されていない場合の考察

DCLS-TGV モデルの目的関数である式 3.2 の第 3 項は、流入/発生交通量が未知変数として推定されるが、観測されたデータがあれば、観測値と推定値を比較してその差が最小になるような最適解を求めることを意味している。言い換えれば、DCLS-TGV モデルにおいて、流入/発生交通量の観測環境がよくないため観測誤差が大きい場合や、観測されていない場合には、この項を消去することができるため、本モデルの適用範囲が広がると考えられる。ここでは、観測流入/発生交通量を利用しない場合を想定し、第 3 項を消去した推定を行い、観測誤差がある観測流入/発生交通量を利用して推定した場合との推定精度の比較を行う。

第 3 項を消去したモデルでの推定結果の RMS 値及び RMSN 値を表 4.11 に示す。また、観測誤差を仮定した観測流入交通量を用いた場合の RMSN 値を比較したのが図 4.20 である。図 4.20 から、流入交通量の観測誤差が約 5% 以下の場合には、観測データを使った推定の方が良好な結果を与えるものの、それ以上の観測誤差が見込まれる場合においては、観測データを使用しない、すなわち、第 3 項を消去したモデルで推定した方が精度良く推定ができることが分かる。

表 4.11 流入交通量が観測されないときの発生地別リンク交通量の RMS 値及び RMSN 値

RMS	1.3980
RMSN	0.0239

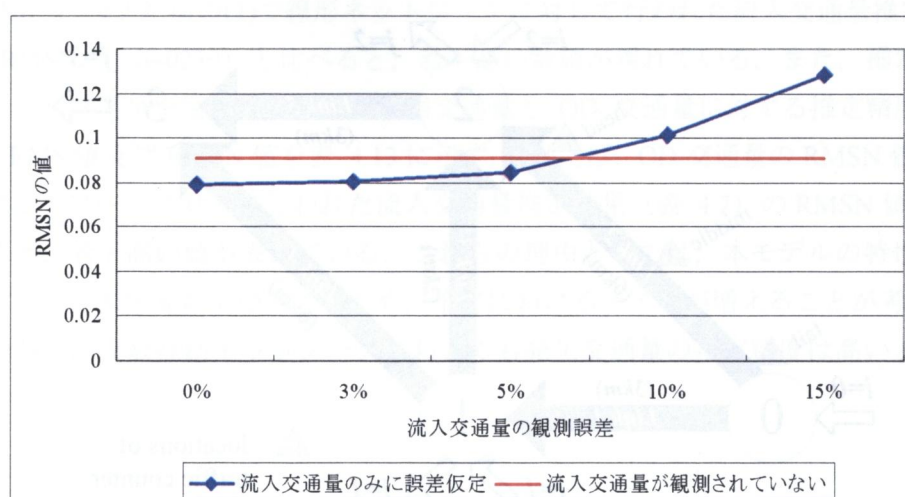


図 4.20 流入交通量データの使用有無による発生地別リンク交通量の RMSN 値

4.3 複数経路ネットワークにおける DCLS-TGV モデルの頑健性の検証

4.3.1 ネットワークの設定とデータの作成

本節では、図 4.21 に示すノード 4 個とリンク 5 本で構成されており、OD ペアに複数の経路が存在する仮想ネットワークを用いてモデルの頑健性を検証する。このネットワークでは、(0,1), (0,2), (0,3), (1,2), (1,3), (2,3)の 6 個の OD ペアがあり、各 OD ペアの間では 10 個の経路が存在する。

この複数経路ネットワークにおける入力データを作成するために、宇野ら（2001）が構築したシミュレーションモデルを改変した。このシミュレーションモデルを用いて計算を行うため、図 4.21 のように各リンク長を設定し、道路リンク上の交通量や速度などの交通データを観測して収集する機器である交通量検知器を各リンクに 3 箇所ずつ設置した。ここでの検知器の位置は、図 4.21 示すように、それぞれ最上流からの流入部検知器 (tail)、中央部検知器 (middle)、最下流の流出部検知器 (head) と呼ぶことにする。なお本研究で用いるモデルにおいては計算上、各リンクを 3 分割することですべての検知器データを活用することも可能であるが、ここでは検知器位置と推定精度の関連性を考察することを目的とするため、リンクに設置された検知器のうち、いずれかひとつを用いることによって推定を行っている。

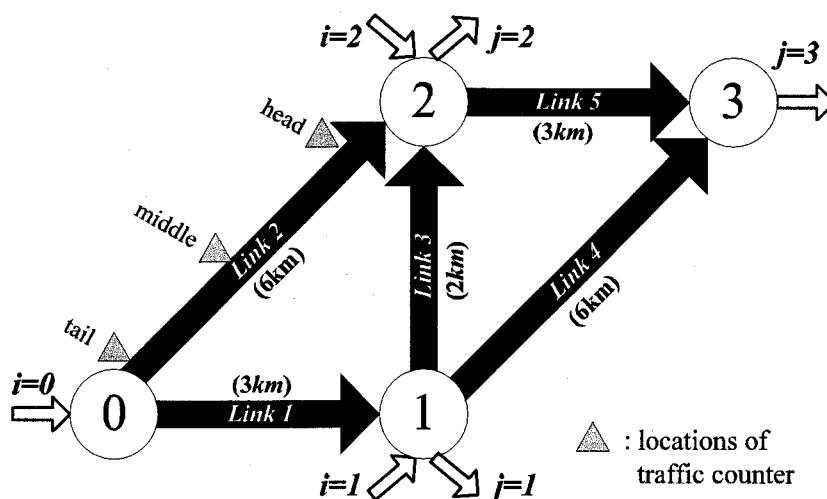


図 4.21 複数経路の仮想ネットワーク

DCLS-TGV モデルが道路交通量を精度良く推定しているかを検証するためには、シミュレーション上で現実の状況に近い経路選択行動を再現しておく必要がある。また、経路分担率の推移についてモデルの推定精度を確認するためにも、適度に経路交通量が変化することが望ましい。したがって、データ作成においては交通情報が提供されている状況を仮定した。すなわち、ある比率の車両は所要時間情報を参考にして経路を変更するようなケースを設定することで、道路上の混雑に応じて経路交通量が変化するような状況を想定した。ここでのデータ作成においては、情報利用率を 0.5 に設定した。情報利用率 0.5 とは、50%のドライバーが、各ノードにおいて、リンクの自由走行時間に基づく経路所要時間に応じてロジット型の経路選択を実施するのに対して、残りの 50%のドライバーは、5 分間ごとに更新される各リンクの現在時間情報から計算される経路所要時間に応じてロジット型の経路選択を実施することを意味する。なお、実際の経路決定には乱数を用いて決定している。

4.3.2 複数経路の推定結果の考察

ここでは基本ケースとして、中央部検知器から測定された交通データに観測誤差がないという仮定のもとで、本研究で提案した DCLS-TGV モデルを用いて交通量推定を行い、本モデルの複数経路ネットワークにおける適用可能性及び推定精度について検証する。

まず、ノード 1 における発生交通量（線形ネットワークの場合の流入交通量と同義）の推定値と設定値の関係図を図 4.22 に示す。縦軸の推定交通量と横軸の設定交通量がほぼ一致しており、推定結果の精度が高いことがわかる。他のノードにおける発生交通量も同様の精度で推定されている。発生交通量の全体的な推定精度を表 4.12 に示す。ここでの RMSN 値 (0.0256) を、4.2.2 項の(2)で線形ネットワークに対して行われた流入交通量推定結果（表 4.1）の RMSN 値 (0.0239) と比べると、若干高い数値が現れている。また、推定された発生地別リンク交通量を用いて計算した経路交通量と OD 交通量に対する推定精度を検証するため、RMS 値及び RMSN 値を表 4.13 に示す。例えば、OD 交通量の RMSN 値 (0.2354) を線形ネットワークに対して行われた流入交通量推定結果（表 4.2）の RMSN 値 (0.2016) と比べると、若干高い値が表れている。これらの理由としては、本モデルの特性上、経路が複雑になると未知変数が増加するため、推定におけるノイズが増えることが考えられる。しかしながら、複数経路ネットワークにおいても発生交通量の推定精度は高いと評価できる。

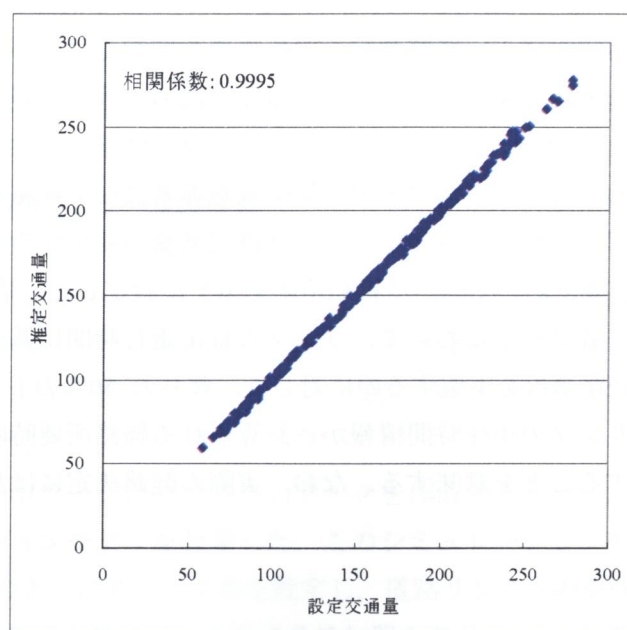


図 4.22 ノード 0 における発生交通量の推定値と設定値

表 4.12 発生交通量における RMS 値及び RMSN 値

(観測誤差: 0%, 中央部検知器)

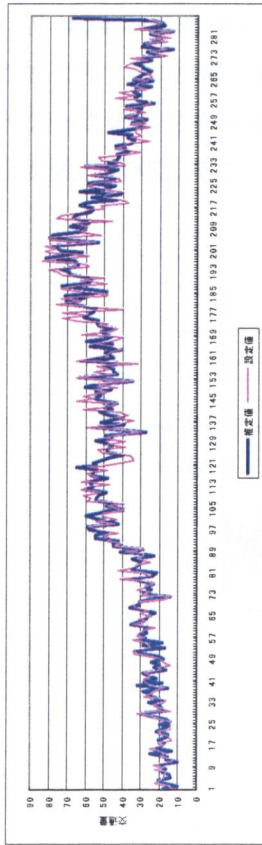
RMS	1.9341
RMSN	0.0256

表 4.13 発生地別リンク交通量による計算交通量の RMS 値及び RMSN 値

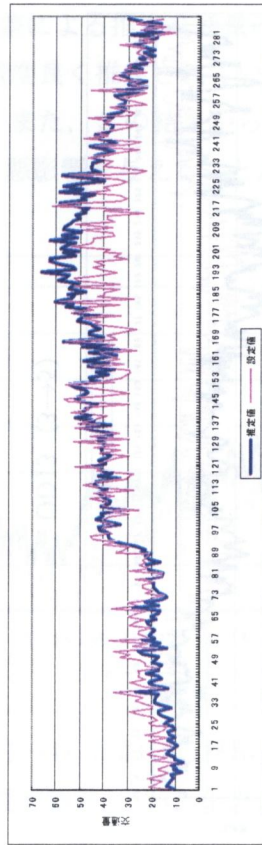
(観測誤差: 0%, 中央部検知器)

	経路交通量	OD 交通量
RMS	8.3548	5.3337
RMSN	0.3687	0.2354

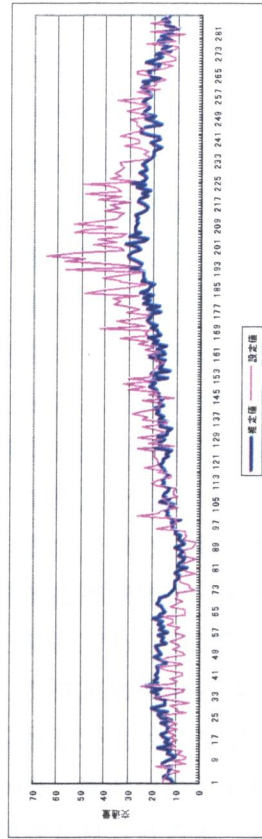
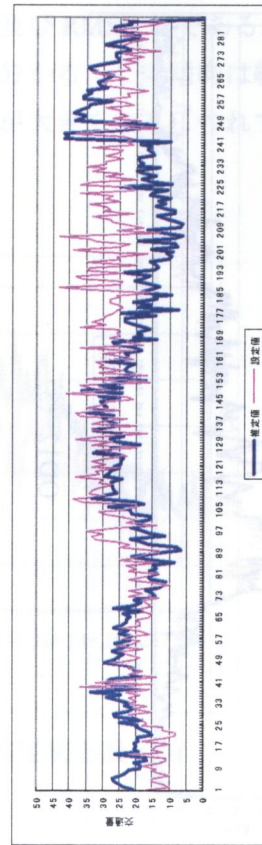
発生地別リンク交通量の場合は、推定値の精度が経路によって多少異なる結果が得られた。図 4.23 に同じ条件(観測誤差: 0%, 中央部検知器)もとでのそれぞれの経路交通量の推定値と設定値を示す。例えば、OD01 (1) (Origin が 0 で Destination が 1 の OD ペアのうちリンク 1 を利用した経路交通量)を見ると推定値と設定値が全般的に一致している。一方、OD03 (1→4) は全般的に多少過大に推定されたり、OD13 (4) は少し過小に推定されたりしていることが分かる。また、OD ペア間に経路が複数存在しない場合は精度の高い推定結果が得られている。しかし、多少の差はあるものの、一日中の交通量の増減による傾向は推定値と設定値がほぼ一致しており、全般的に精度良く推定されているといえる。



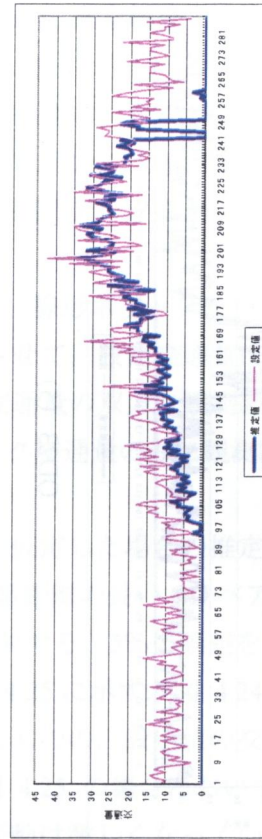
OD01 (1)



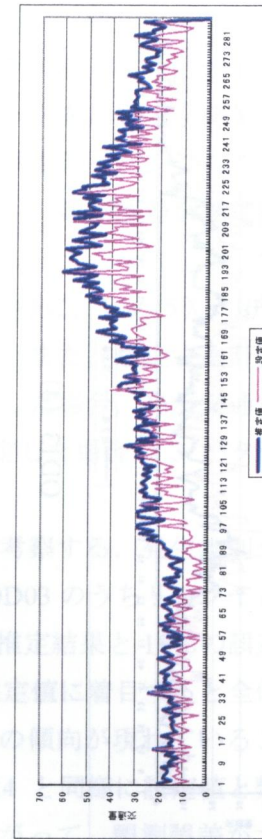
OD02 (2)



OD03 (2→5)

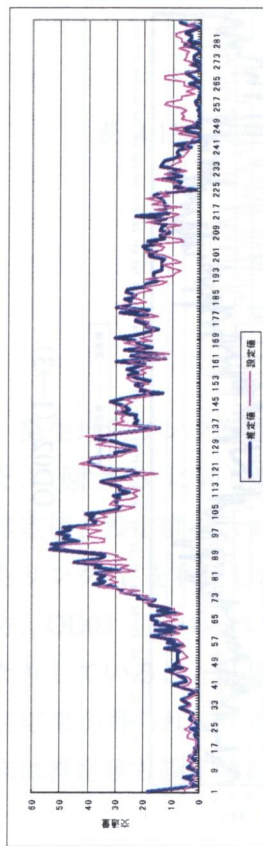


OD03 (1→3→5)

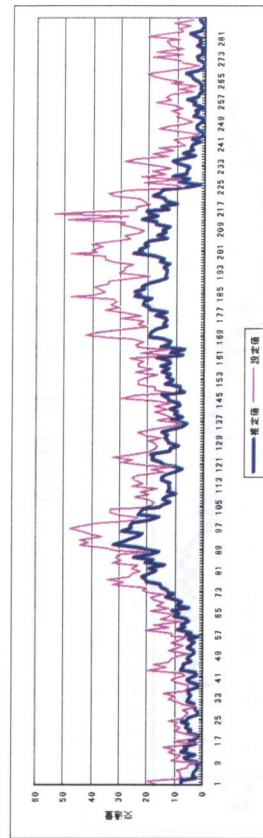


OD02 (1→3)

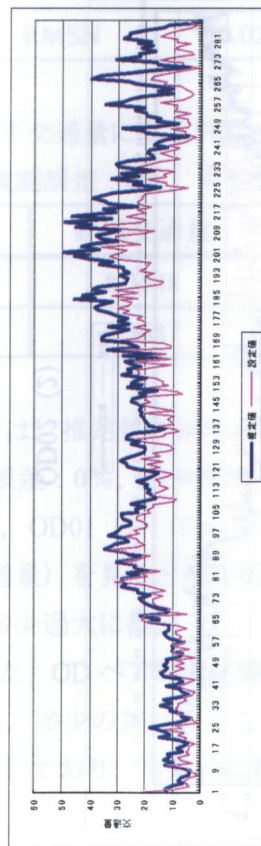
OD03 (1→4)



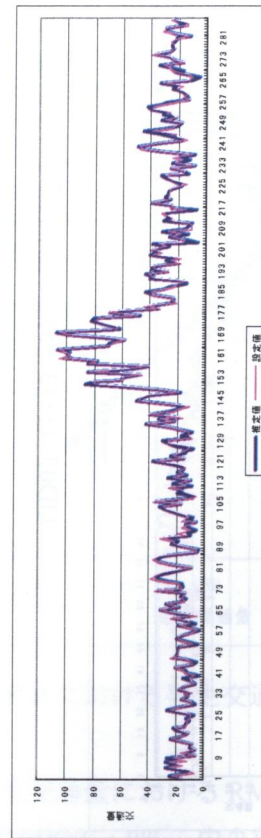
OD12 (3)



OD13 (4)



OD13 (3→5)



OD23 (5)

図 4.23 各 OD における経路交通量の推定値と設定値
(観測誤差：0%，中央部検知器)

4.3.3 観測誤差に起因するモデルの推定精度

前項では、中央部検知器から観測された観測誤差のないデータを用いて、発生交通量及び発生地別リンク交通量の推定を行い、その結果について考察を行った。ここでは、観測データに観測誤差が付与された観測データを用いて推定を行い、観測誤差が推定精度に及ぼす影響について考察する。

観測データに仮定する誤差は、線形ネットワークデータと同様に、3%、5%、10%、15%を平均とする正規乱数を発生させて、設定交通量に付与した。また、想定する計算条件としては、発生交通量とリンク交通量の双方に観測誤差を仮定した場合、発生交通量のみに観測誤差を仮定した場合、リンク交通量のみに観測誤差を仮定した場合の3パターンについて推定を行う。

まず、双方ともに観測誤差を仮定した場合の推定について考察する。発生地別リンク交通量推定結果の一例として、一番距離の長いODペアであるOD03のうちリンク1と4を含む経路であるOD03（1→4）に対する、5%の誤差を仮定した推定結果と15%の誤差を仮定した推定結果を図4.24及び図4.25に示す。図4.24より、推定値に着目すると全体的には交通量が過大に推定されているものの、設定値の交通量変化の傾向が現れていることが分かる。観測誤差がより大きい図4.25の場合においても図4.24と同様に設定値と類似した傾向が見られるが、推定値の変動は激しくなっている。したがって、観測誤差が大きくなると、推定値も不安定になるといえる。

表4.14から表4.16は、各誤差による推定交通量のRMS値及びRMSN値である。これらの表より、発生交通量が最も精度良く推定されていることが分かる。この傾向は線形ネットワークの場合と同様である。また、この結果からも、誤差が大きくなるにつれて徐々に設定値と乖離しており、推定に悪影響を与えることが分かる。

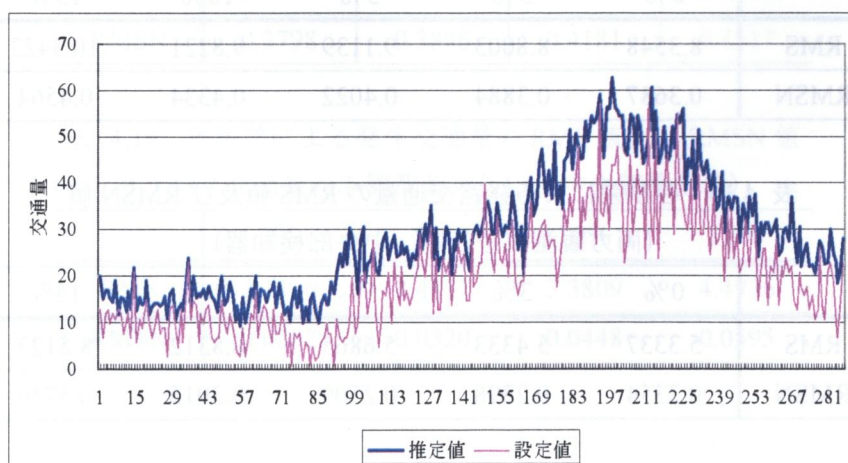


図 4.24 OD03（1→4）における経路交通量の推定値と設定値
（観測誤差：5%，中央部検知器）

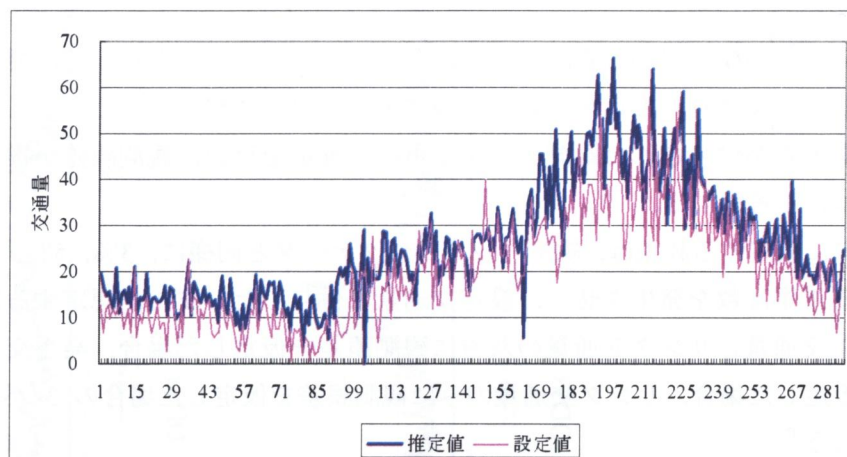


図 4.25 OD03 (1→4) における経路交通量の推定値と設定値
(観測誤差：15%，中央部検知器)

表 4.14 各誤差による発生交通量の RMS 値及び RMSN 値
(両方観測誤差仮定，中央部検知器)

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	1.9341	3.5355	5.2639	9.9088	14.6581
RMSN	0.0256	0.0468	0.0697	0.1312	0.1941

表 4.15 各誤差による経路交通量の RMS 値及び RMSN 値
(両方観測誤差仮定，中央部検知器)

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	8.3548	8.8003	9.1139	9.8221	10.3423
RMSN	0.3687	0.3884	0.4022	0.4334	0.4564

表 4.16 各誤差による経路交通量の RMS 値及び RMSN 値
(両方観測誤差仮定，中央部検知器)

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	5.3337	5.4333	5.6865	6.8312	8.5123
RMSN	0.2354	0.2398	0.2509	0.3015	0.3756

次は、発生交通量のみ、またリンク交通量のみ観測誤差を仮定した場合の推定結果について述べる。表 4.17 と表 4.18 は発生交通量のみ、表 4.19 と表 4.20 はリンク交通量のみ観測誤差を仮定した場合の発生交通量と経路交通量に対する RMS 値及び RMSN 値を示している。また、各交通量に関する RMSN 値を比較したものが図 4.26 と図 4.27 である。これらの表と図から、全般的に観測誤差が増加するとともに RMSN 値も増加していることが分かる。また、線形ネットワークの場合と同様に、リンク交通量のみ観測誤差を仮定したものが最も推定精度が高くなる結果が得られ、前述したようにモデルの構造の改良も考慮すべきであると考えられる。

以上の結果により、観測誤差は推定精度と密接な関係にあることが分かった。また、観測誤差が 5% 程度ならば推定精度に及ぼす影響はそれほど大きくないといえる。誤差の設定方法によってモデルには異なる影響が見られるが、これはモデルで用いられている係数やモデルの構造に起因すると考えられる。

表 4.17 各誤差による発生交通量の RMS 値及び RMSN 値
(発生交通量のみ観測誤差仮定, 中央部検知器)

	3%	5%	10%	15%
RMS	3.4158	5.0537	9.4973	14.0523
RMSN	0.0452	0.0669	0.1257	0.1860

表 4.18 各誤差による経路交通量の RMS 値及び RMSN 値
(発生交通量のみ観測誤差仮定, 中央部検知器)

	3%	5%	10%	15%
RMS	8.6057	8.8051	9.4744	10.2362
RMSN	0.3798	0.3886	0.4181	0.4517

表 4.19 各誤差による発生交通量の RMS 値及び RMSN 値
(リンク交通量のみ観測誤差仮定, 中央部検知器)

	3%	5%	10%	15%
RMS	2.1330	2.4137	3.3809	4.4936
RMSN	0.0282	0.0320	0.0448	0.0595

表 4.20 各誤差による経路交通量の RMS 値及び RMSN 値
(リンク交通量のみ観測誤差仮定, 中央部検知器)

	3%	5%	10%	15%
RMS	8.5401	8.6496	8.8180	9.0167
RMSN	0.3769	0.3817	0.3891	0.3979

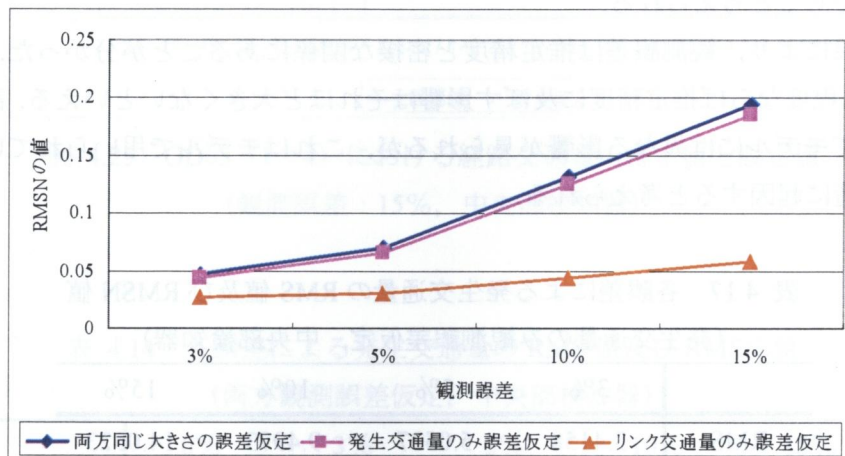


図 4.26 誤差仮定の付与方法による発生交通量の RMSN 値

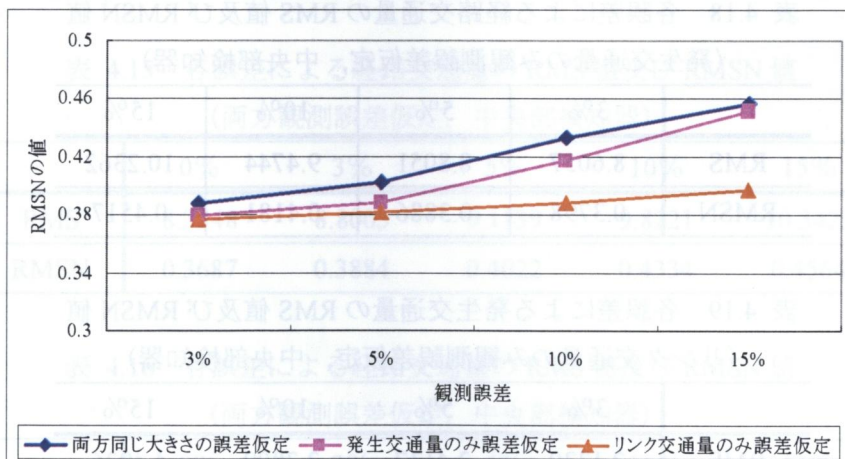


図 4.27 誤差仮定の付与方法による経路交通量の RMSN 値

4.3.4 観測検知器の位置によるモデルの推定精度の検証

道路上における交通量検知器の位置によって、収集される交通データの特性が変わって

くると考えられる。観測データに基づいた経路交通量推定モデルにおいて、観測データの特性が最も重要な情報といえよう。本研究で提案している DCLS-TGV モデルは、検知器データにより収集された交通量や速度を活用することを前提としているため、検知器の位置が推定結果に大きな影響を与えるものと考えられる。ここでは道路リンク上の中央部検知器だけではなく流入あるいは流出部における検知器から得られたデータを用いて推定を行い、検知器の位置により推定結果がどのような影響を受けるのかについて検討する。

検知器が流入部及び流出部に設置された場合を想定し、観測された交通データを用いてネットワーク交通量の推定を行い、その結果を分析する。表 4.21 と表 4.22 は流入部検知器データを用いたネットワーク交通量の推定結果を、また表 4.23 と表 4.24 は流出部検知器データを用いたネットワーク交通量の推定結果を示している。さらに、これらの結果を中央部検知器データによる結果と比較したものが図 4.28 と図 4.29 である。

表 4.21 各誤差による発生交通量の RMS 値及び RMSN 値
(両方観測誤差仮定, 流入部検知器)

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	10.7926	11.1654	11.6921	13.7669	16.5810
RMSN	0.1429	0.1478	0.1548	0.1823	0.2195

表 4.22 各誤差による経路交通量の RMS 値及び RMSN 値
(両方観測誤差仮定, 流入部検知器)

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	27.3363	27.2795	27.2823	27.2952	27.2033
RMSN	1.2063	1.2038	1.2040	1.2045	1.2005

表 4.23 各誤差による発生交通量の RMS 値及び RMSN 値
(両方観測誤差仮定, 流出部検知器)

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	11.3785	11.8868	12.3409	15.0440	18.6241
RMSN	0.1506	0.1574	0.1634	0.1992	0.2466

表 4.24 各誤差による経路交通量の RMS 値及び RMSN 値
(両方観測誤差仮定, 流出部検知器)

	0%	3%	5%	10%	15%
RMS	29.1251	29.4225	29.4518	30.1191	30.8294
RMSN	1.2853	1.2984	1.2997	1.3291	1.3605

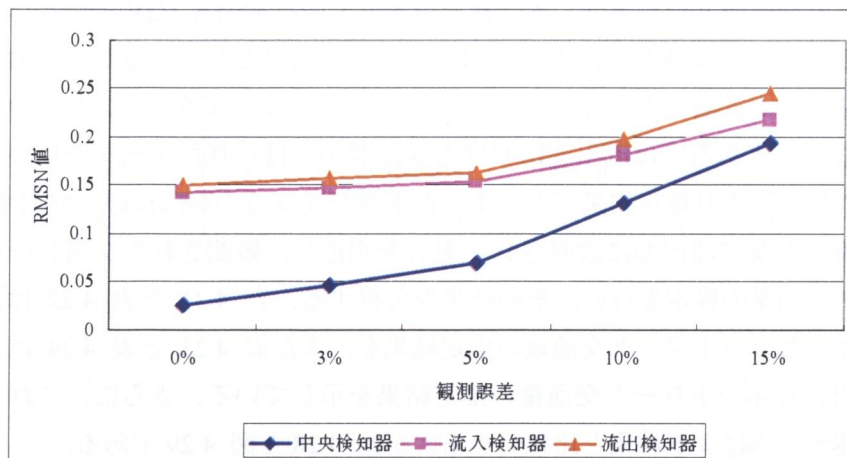


図 4.28 交通量検知器の位置による発生交通量の RMSN 値

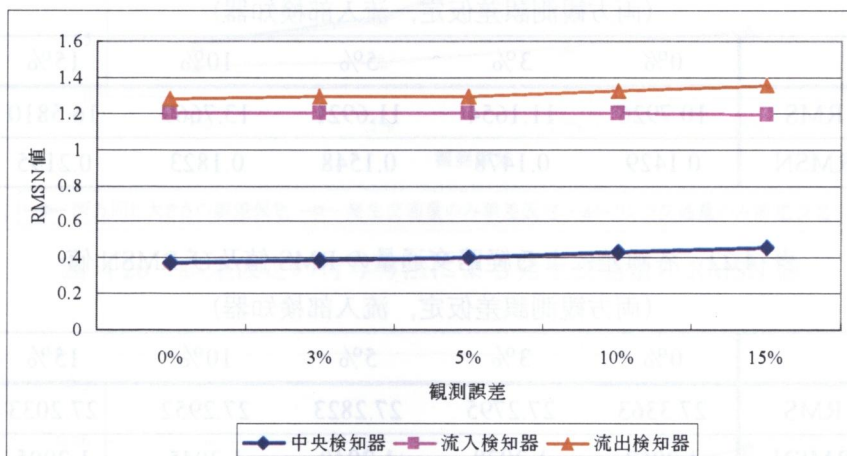


図 4.29 交通量検知器の位置による経路交通量の RMSN 値

これらの結果を見ると、検知器の位置によってネットワーク交通量の推定精度は大きく異なっており、中央部検知器を用いた場合の推定精度が最も良好であることがわかる。こうした現象は、本研究で利用している動的リンク利用率を求めるために設定した仮定；

仮定 1> ある時間帯にリンク a へ流入した車両は、 a の下流端を通過しない限りその時間帯では均一に分布している。

仮定 2> それぞれのリンクにおいて、車両は観測された平均速度で走行し、各時間帯内ではその速度が一定である。

に起因するものと考えられる。上記の 2 つの仮定により、リンクに渋滞が発生する際には必ず速度低下が観測される流出部検知器、あるいは深刻な渋滞が発生しない限り速度低下が観測されてない流入部検知器を用いて推定を行った場合、推定精度が悪化すると考えら

れる。中央部検知器におけるデータは流入部あるいは流出部の検知器データより「均一分布」及び「平均速度」に近いため良好な推定結果が得られたと考えられる。設置されている3台の検知器の情報を有効に活用するためには、各検知器を中央にしてリンクを3等分したり、3台の検知器の交通データの平均値を用いたりすることが考えられるが、これらの方法に関しては対象ネットワークによって適切な検討が必要である。

以上の分析により、交通量推定に必要なデータを収集する交通量検知器の位置は、交通量の推定精度に大きな影響を与えていることが分かった。より真値に近い推定を行うためにはより正確な交通データが要求されるといえよう。

4.4 実道路ネットワークにおける DCLS-TGV モデルの実用性の検証

4.4.1 対象ネットワークとデータ

本節では提案した DCLS-TGV モデルの実用性を検証するために、実道路ネットワークを用いて経路別リンク交通量の推定及び分析を行う。対象区間は阪神高速道路の神戸線の一部とし、当該区間のアンケート調査による経路交通量とモデルによる推定経路交通量を比較した。図 4.30 のように阪神高速道路神戸線の月見山オンランプから武庫川オフランプまでの約 27.5km を研究対象としており、10ヶ所のオンランプと9ヶ所のオフランプが設置されている。

本研究で利用した調査経路交通量は、「第20回阪神高速道路起終点調査」(1994)によるものである。起終点調査は1994年11月1日(火)午前7時から11月2日(水)午前7時までの24時間に亘って実施された。その調査の結果は1時間ごとに集計されて、オンランプとオフランプ間の経路交通量が偏らないように修正された。またそれに併せて、同じ日の同じ時間帯に観測された5分ごとのリンク交通量、オンランプ交通量とリンク速度のデータを用いて5分ごとの交通量の推定を実施し、起終点調査データと同様に1時間ごとに集計を行った。起終点調査で得られた経路交通量もあくまで推定値であるため、誤差を含む可能性があることを念頭において、推定交通量と調査交通量を比較分析し、実道路ネットワークにおけるモデルの適用可能性について検証を行う。

なお、オンランプとオフランプの間の距離が短いため、調査交通量と推定交通量を比較する前に対象区間を図 4.30 のように A から F の6つのブロックに分けて経路交通量を集計し、ブロック間の交通量で検証を進めることとした。

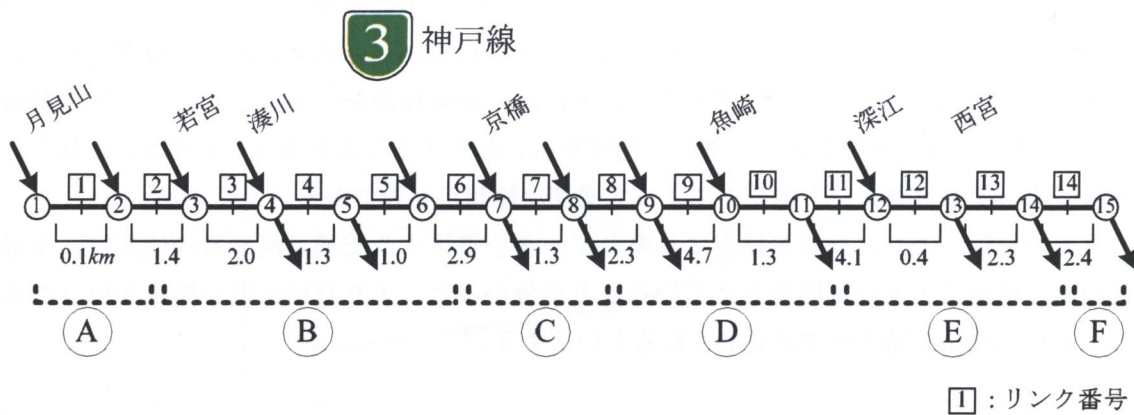
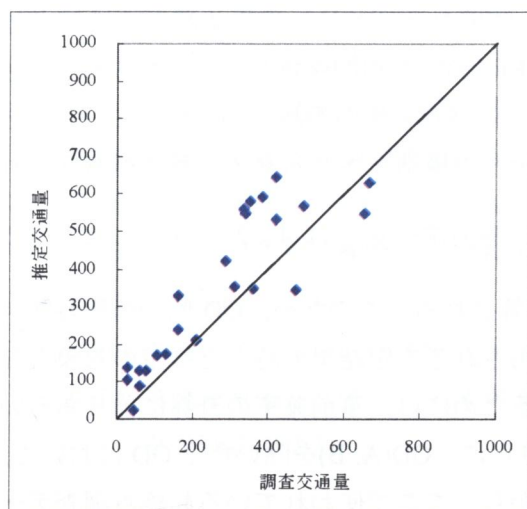


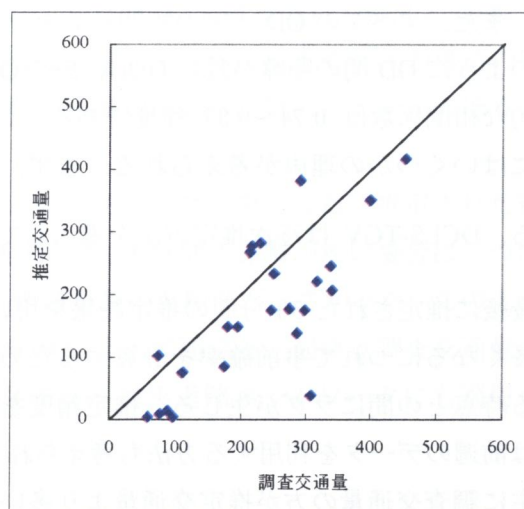
図 4.30 研究対象区間の実道路ネットワーク

4.4.2 実道路ネットワークの推定精度の考察

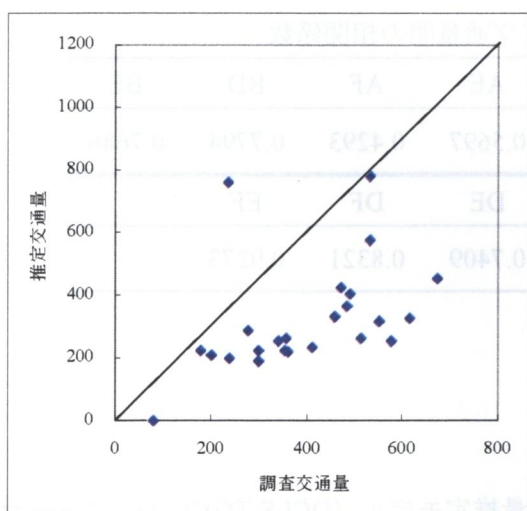
例として、最短区間である OD(A, B)と最長区間である OD(A, F), また OD(B, E)と OD(B, F)の調査交通量と推定交通量を比較したのが図 4.31 である。図 4.31 から、距離が短い OD(A, B)と OD(B, E)の場合には比較的調査交通量と推定交通量の値が一致しているものの、距離が長い OD(A, F) と OD(B, F)の場合には調査交通量の値が全般的に大きいことがわかる。



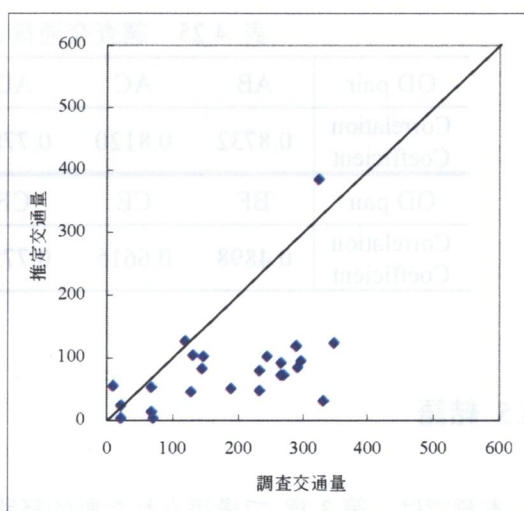
OD(A, B)



OD(B, E)



OD(A, F)



OD(B, F)

図 4.31 各 OD の調査交通量と推定交通量

また、すべての OD ペアの相関係数を計算した結果を示したものが表 4.25 である。前述のように OD 間の距離が長い OD(A, F)や OD(B, F)において相関係数が小さいものの、全般的な相関係数は 0.74~0.87 程度である。このように推定精度が距離にかかわっていることにはいくつかの理由が考えられる。まず、本モデルの構造上生じるタイムラグが考えられる。DCLS-TGV は逐次推定方法を導入しており、事前確率 g_{iaps} は 4.2.2 で説明したように最後に推定された 30 分間の推定結果を用いて計算される。このため、OD 間の所要時間が長くなるにつれて事前確率を計算するために利用される推定結果の時点と推定の対象となる時点との間にラグが生じる。推定精度を高めるためには、事前確率の計算に前日あるいは前週のデータを利用する方法も考えられる。さらに、OD(A, B)を除いた全 OD において、主に調査交通量の方が推定交通量より多いことから、ここで使われている起終点調査データの誤差も一因と考えられる。

表 4.25 調査交通量と推定交通量間の相関係数

OD pair	AB	AC	AD	AE	AF	BD	BE
Correlation Coefficient	0.8732	0.8120	0.7789	0.5697	0.4293	0.7794	0.7686
OD pair	BF	CE	CF	DE	DF	EF	
Correlation Coefficient	0.4898	0.6615	0.7754	0.7409	0.8321	0.9273	

4.5 結語

本章では、第 3 章 で構築された動的経路交通量推定モデル (DCLS-TGV) のパフォーマンスの検証を行った。まずは線形ネットワークを用いてモデルの性能を確認して、複数経路ネットワークと実道路ネットワークを利用してモデルの頑健性及び実用性を確認した。したがって、観測交通データのある道路ネットワークにおける動的経路交通量を推定するのに本モデルの活用が期待できる。本研究で得られた知見を要約すると以下のようなものである。

- [1] 仮想線形ネットワークにおける動的経路交通量の推定結果から、モデルの基本的な性能として、精度良く推定ができること、観測誤差によって推定精度が低下することが分かった。また、リンク交通量に観測誤差を付与するより流入交通量に付与したほうが推定精度には悪影響を与えていることも分かった。
- [2] DCLS-TGV モデルと DCLS-NNC モデルとの推定結果を比較・分析して、DCLS-TGV モデルのほうが観測誤差が存在する場合にも相対的に精度良く推定できた。

- [3] また、DCLS-TGV モデルは複数経路が存在するネットワークにおける経路別交通量の推定が可能であることが検証できた。線形ネットワークにおける分析の結果と同様に、観測誤差は推定精度に悪影響を及ぼすことも分かった。さらに、本モデルの構造の特徴上、リンクの流入部や流出部より中央部の交通検知器から収集したデータのほうが推定精度を高めることが確認できた。
- [4] 最後に、実道路ネットワークを用いてモデルの実用性の検証を行った。推定された経路交通量と起終点調査交通量を比較・分析を行った。OD 間の距離が短い場合は二つの交通量の相関は大きかったものの、OD 間の距離が長いと相関が小さかった。このような結果の原因としては、DCLS-TGV モデルの構造上の問題点と、起終点調査交通量の誤差が考えられる。しかし、この結果から本モデルは実道路ネットワークにも適用可能であることが確認できた。

第4章 参考文献

Uno, N., Iida, Y. and Hamada, Y. (2001) A Meso Traffic Simulation Model to Evaluate Control Strategy for Urban Expressway. Proceedings of the 9th World Conference on Transport Research, CD-ROM.

佐佐木綱監修，飯田恭敬編者（1992）交通工学，国民科学社，pp. 74-78.

阪神高速道路公団（1994）第 20 回阪神高速道路起終点調査.

第5章 動的経路交通量を用いた交通情報提供の効果評価に関する研究

5.1 概説

情報通信技術（ICT ; Information and Communication Technologies）のような電子機器の発展は交通政策にも多方面で寄与している．例えば，車内のカーナビゲーションや道路上の可変式情報板などのような様々なタイプの装置から迅速で有用な交通情報を道路上のドライバーに提供できるようになった．交通情報は経路選択などドライバーの交通行動に影響を及ぼしていると考えられている．しかしながら，このような実際に実施中の交通方策についての評価はほとんど行われておらず，既存の研究においても SP 調査や交通シミュレーションを利用したのが多い．交通政策によるドライバーの反応は施策が行われた時間や場所に大きく依存するため，実行した後の交通状況を把握することが重要である．既に導入されている交通政策の効果を評価する方法として逆解析手法がある．逆解析手法とは，現在の道路交通状況（果）を観測して，これらのデータに基づいて現在の状況にいたるのに寄与した交通政策（因）を評価する手法である．本研究でもこの逆解析手法に基づき，現在の道路状況から道路上の交通情報提供の効果を分析することにする．

一方，交通情報の効果は特定の地点だけではなくネットワーク全般の交通状況に影響を及ぼしているため，ネットワーク全般における交通の流れを把握する必要があるといえる．それゆえ，交通情報提供の効果を有効的に評価するためには経路交通量や経路交通量などを用いて，ネットワーク全般の流れの変化を評価しなければならない．第3章で提案した DCLS-TGV モデルは対象ネットワークにおける全ての経路交通量を動的に推定することが可能であるため，経路変更を意図した交通管制方策の評価に用いるのは適切である．

本章では，まず，複数経路があるネットワークに DCLS-TGV モデルを適用することで，経路ごとの動的経路交通量の推定を行う．推定された経路交通量と，経路が分岐する前にドライバーに提供された道路上の交通情報を比較することで，逆解析的に交通情報が経路選択に及ぼす影響及び効果を検証する．また，提供された交通情報の内容などに基づいて集計ロジットモデルを構築して，その結果により，ドライバーの経路選択における交通情報の効果を統計的に検証する．

5.2 対象道路ネットワーク及び観測交通データ

本章では、図 5.1 のように阪神高速道路の摩耶から大阪の環状線に接近する西長堀までを研究の対象ネットワークとする。対象ネットワークは神戸線と湾岸線の 2 経路から成っている。摩耶から神戸線を利用する場合の距離は約 27.5km である。湾岸線を利用する場合は、摩耶出口に一般街路に出て六甲アイランド北入口から乗り継ぎをする必要があり、総距離は約 31.1km ある。高速道路の利用料金は両方ともに 1200 円である。2 つの経路が分岐する地点には経路比較情報板があり、その 2 つの経路の所要時間情報とともに交通状況に関する情報が提供されている。道路が渋滞していないとき、神戸線は約 30 分、湾岸線は約 40 分の所要時間情報が提供されている。また、VMS (Variable Message Signs) からは、神戸線の交通状況情報が提供されており、神戸線の渋滞情報、事故、工事、故障、渋滞長などがある。

本章では 1997 年 10 月 13 日から 1997 年 10 月 17 日の 5 日間 5 分間隔で観測されたオンランプ交通量、リンク交通量、リンク速度データを用いて、経路交通量推定モデルに適用して各オンランプから各オフランプまでの 5 分ごとの交通量を推定する。推定された交通量の中、摩耶を出発して西長堀へ到着した車両を、神戸線利用車両と湾岸線利用車両に分けて、各経路の経路交通量を集計する。この集計結果から、神戸から大阪の環状線までに行く交通の経路選択確率が計算できる。

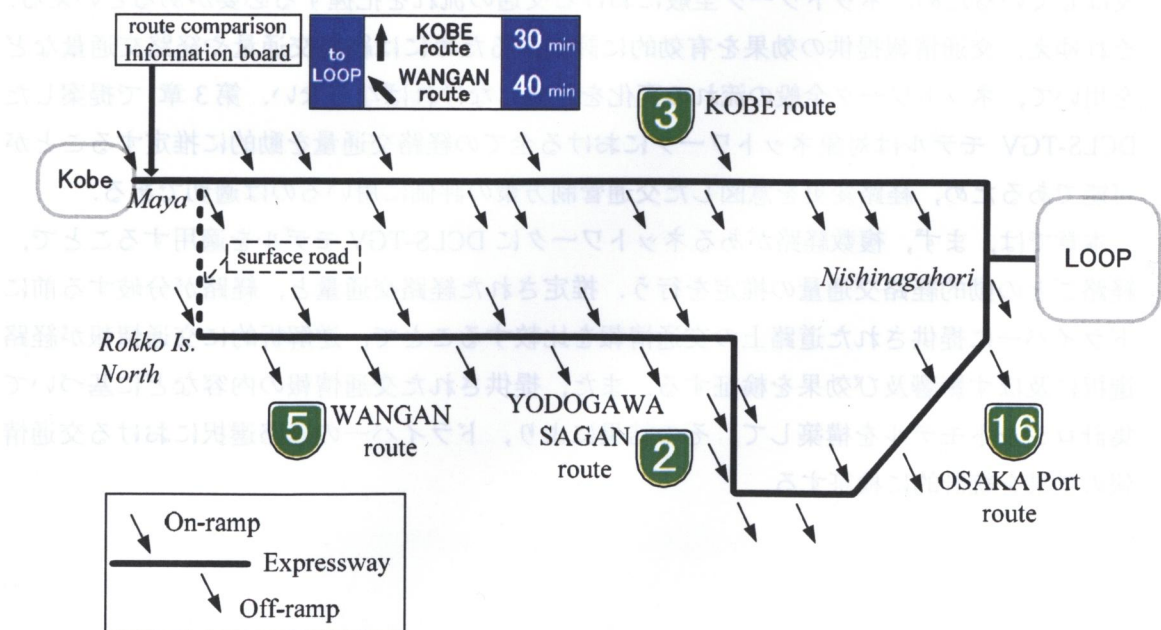


図 5.1 研究の対象ネットワーク

5.3 道路上の交通情報提供による経路交通量の変化に関する分析

本節では、提供された所要時間情報と推定された経路交通量の関係を明確することで、道路上の交通情報提供による経路交通量の変化を分析し、交通情報提供の効果について議論する。

まず、1997年10月13日（月曜日）から1997年10月17日（金曜日）までの5日間、摩耶から西長堀までのOD交通量のうち、神戸線と湾岸線を利用した各経路の交通量の推定を行った。各オンランプの交通量と、オン/オフランプ間のリンク交通量とリンク速度を用いて、各オンランプとオフランプごとの経路交通量を5分間隔で推定して、そのうち、オンランプが摩耶でオフランプが西長堀であった神戸線の経路交通量と湾岸線の経路交通量を30分間隔で集計した。また、同じ時間に提供された各経路の所要時間情報も30分間隔で集計を行った。その交通量と所要時間情報を表したのが図5.2から図5.6までである。上のグラフにおける折れ線は推定された経路交通量である。摩耶から西長堀までは湾岸線より神戸線を利用する交通が断然多いことが分かる。棒グラフは提供された所要時間情報の差{湾岸線の所要時間情報－神戸線所要時間情報}を示している。図5.2の10月13日（月曜日）のグラフをみると、交通渋滞が発生していない場合の所要時間情報の差は約10分、すなわち神戸線のほうが湾岸線のほうより10分早いものの、16:00頃から20:00頃の間には湾岸線のほうが神戸線より早いことを示す負の値になっている。この時間帯の交通量は、神戸線間の交通は減少しており、湾岸線が増加している。下のグラフは神戸線の経路選択確率を示しており、同じ時間帯の神戸線の選択確率の低下がよく見られる。以上から、所要時間情報と経路選択行動は密接な関係があり、所要時間情報が大きくなっているときにドライバーはその経路を避けている可能性があることが示された。

一方、所要時間情報の差が一番大きく神戸線の所要時間情報が一番長くなっている時間は18:00頃であるものの、湾岸線の経路交通量がピークになっている時間は18:30頃から19:00頃である。この時間ギャップが生じる原因の一つとして、経路交通量推定モデルの構造上の理由が考えられる。DCLS-TGVモデルは逐次推定法に基づいており、事前確率である g_{iaps} は推定されている時間帯より30分前の時間帯の交通量推定結果を用いて計算される。そのため、30分のギャップが生じたと考えられる。

5日間のうち、4日間（図5.2の13日（月）、図5.3の14日（火）、図5.4の16日（木）、図5.5の17日（金））は同じ傾向が見られる。夜のピーク時間帯に神戸線に渋滞が生じ、神戸線の所要時間情報が大きくなるにつれて神戸線より湾岸線間の経路を選択するドライバーが増え、神戸線間の交通量は減少して湾岸線の交通量は増加している。しかし、図5.6

の10月15日(水曜日)では、16:30頃から15:30頃までに湾岸線の所要時間情報は約70分から約90分までになっており、湾岸線で渋滞が生じている。他の4日では神戸線の交通渋滞により所要時間が長くなり、17:00から20:00の時間帯で所要時間情報の差の値は負になるが、10月15日(水曜日)にはその時間帯に湾岸線に交通渋滞が起き、所要時間情報の差が大きい非負の値になっている。交通量を見ると湾岸線はあまり変化がなく、神戸線は他の日の同じ時間帯と比べて増加している。また、神戸線の経路選択確率も他の日と比べて高くなっている。これらの結果からも、所要時間情報と経路選択による経路交通量には深い関係があるといえよう。なお、この日でも交通情報グラフのピーク時と交通量グラフのピーク時には約30分から1時間のギャップが見られる。

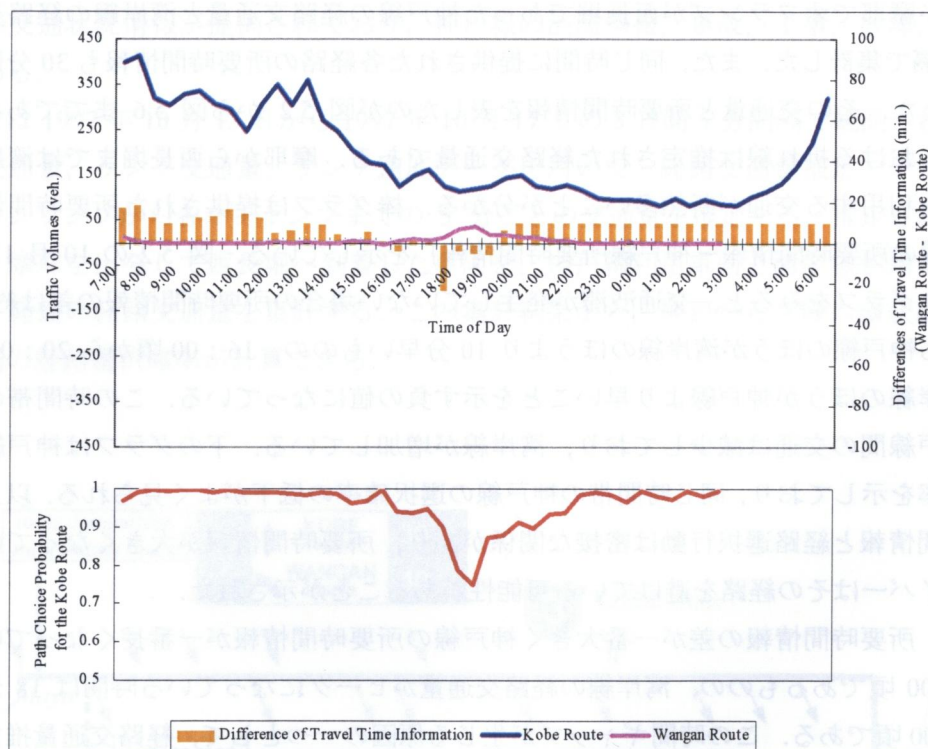


図 5.2 経路交通量と所要時間情報の差 (1997 年 10 月 13 日 月曜日)

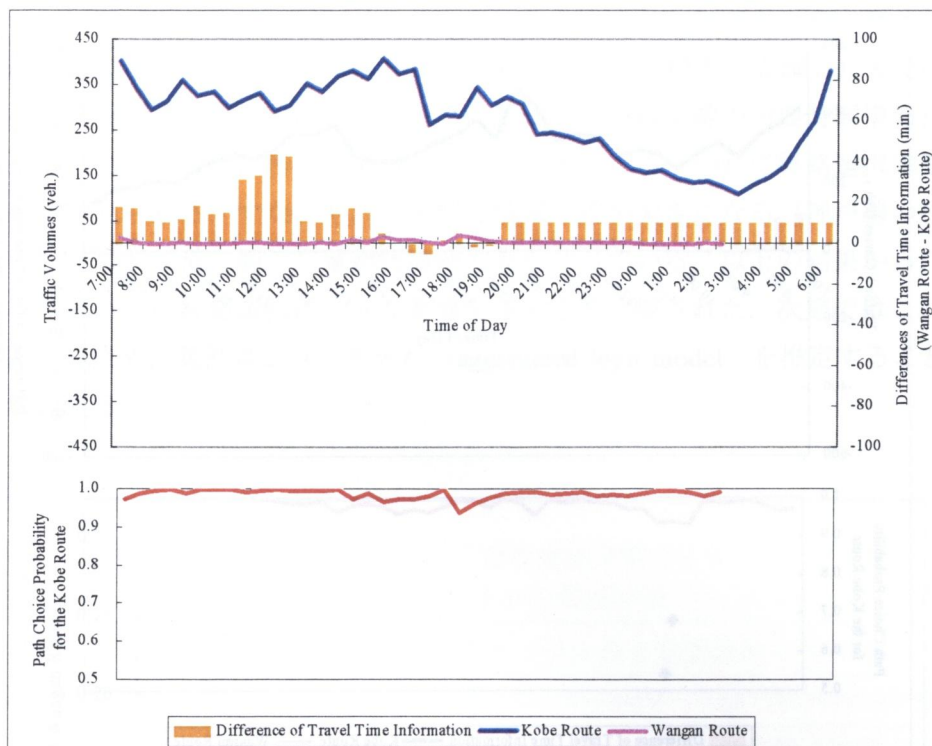


図 5.3 経路交通量と所要時間情報の差 (1997 年 10 月 14 日 火曜日)

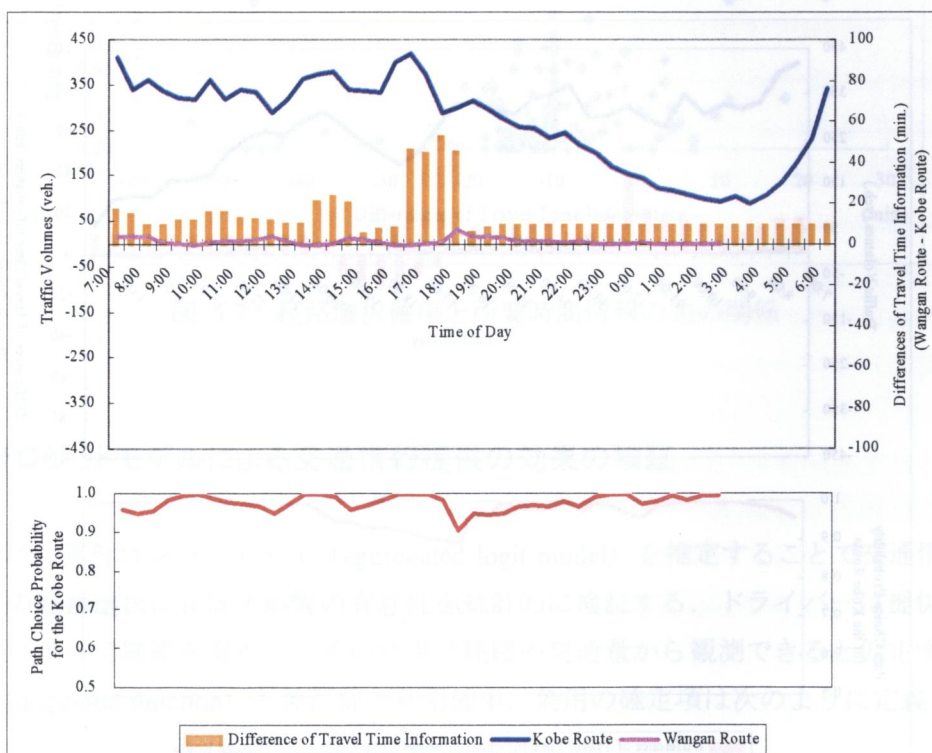


図 5.4 経路交通量と所要時間情報の差 (1997 年 10 月 15 日 水曜日)

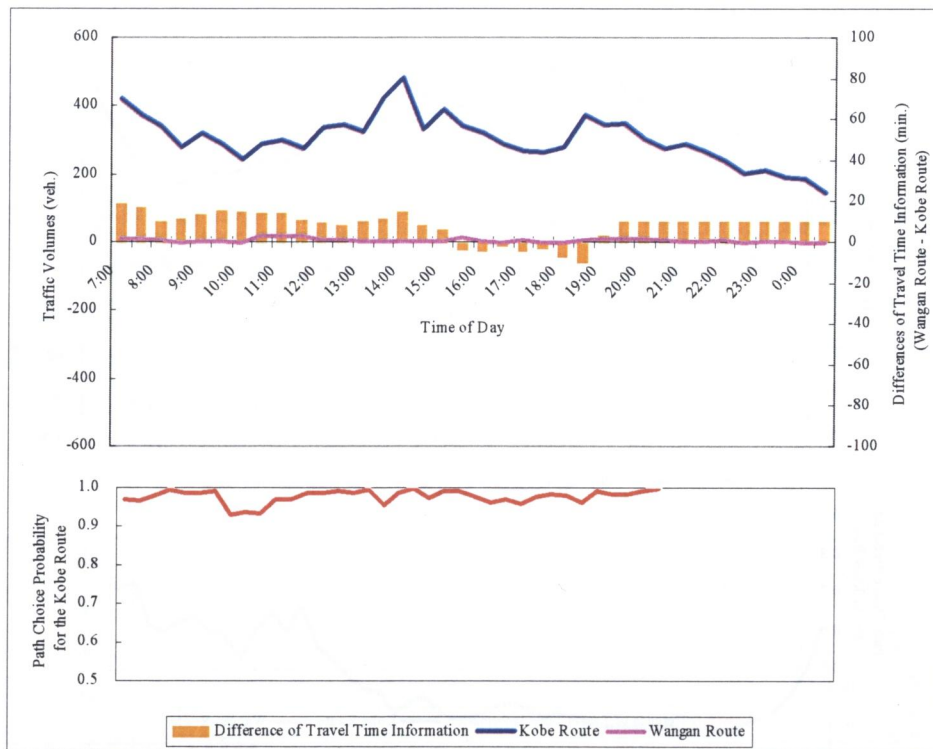


図 5.5 経路交通量と所要時間情報の差 (1997 年 10 月 16 日 木曜日)



図 5.6 経路交通量と所要時間情報の差 (1997 年 10 月 17 日 金曜日)

図 5.7 は、1997 年 10 月 13 日（月曜日）から 1997 年 10 月 17 日（金曜日）までの湾岸線の経路選択確率と所要時間情報の差〔神戸線の所要時間－湾岸線の所要時間情報〕の関係を示している。この図では、所要時間情報の差が大きくなるにつれて経路選択確率も単調増加する傾向が見られる。すなわち、所要時間情報の差が大きくなる（神戸線の所要時間が長くなる）につれて湾岸線の経路選択確率も高くなっている。以上の結果から、所要時間情報はドライバーの経路選択に大きな影響を与えると示唆された。次節ではこれらを統計的に検証するため、集計ロジットモデル（aggregated logit model）を推定することで情報の効果を検討する。

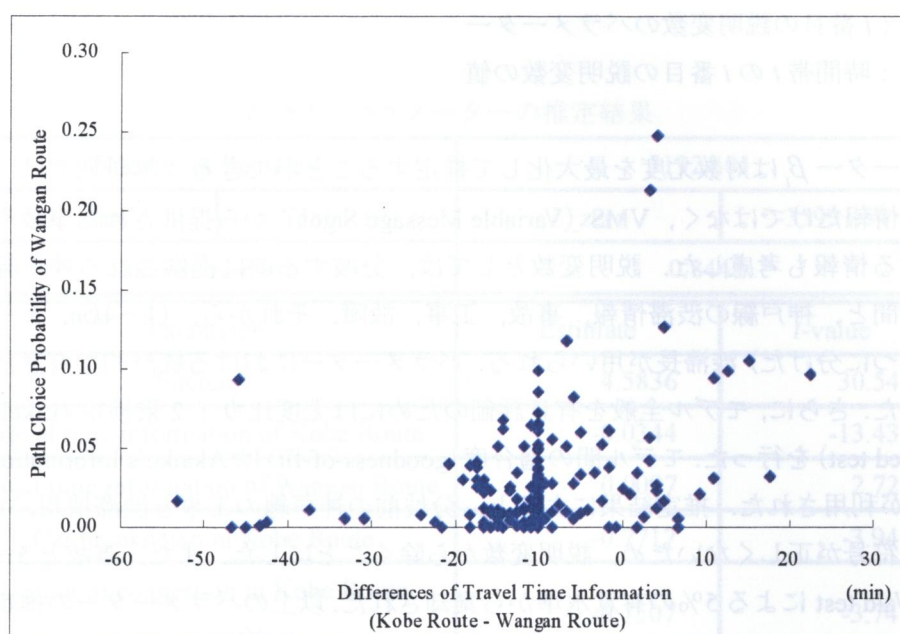


図 5.7 経路選択確率と所要時間情報の差の関係

5.4 集計ロジットモデルによる交通情報提供の効果の検証

ここでは、集計ロジットモデル（aggregated logit model）を推定することで交通情報がドライバーの経路選択に及ぼす影響の有意性を統計的に検証する。ドライバーは提供された交通情報によって経路を選択し、その結果は経路の交通量から観測できると仮定する。尤度関数（likelihood function）と神戸線の利用確率、効用の確定項は次のように定義される。

$$L = \prod_{t=1}^T P_t(k)^{\hat{y}_{kt}} (1 - P_t(k))^{\hat{y}_{mt}} \quad \text{式 5.1}$$

$$P_t(k) = \frac{1}{1 + \exp(-V_t)} \quad \text{式 5.2}$$

$$V_t = \sum_{i=1}^I \beta_i z_{it} \quad \text{式 5.3}$$

- L : 尤度関数 (likelihood function)
 T : 時間帯の数
 $\hat{y}_{kt}, \hat{y}_{wt}$: 時間帯 t の各神戸線と湾岸線の推定経路交通量
 $P_t(k)$: 時間帯 t の神戸線の選択確率
 V_t : 時間帯 t の効用の確定項
 β_i : i 番目の説明変数のパラメーター
 z_{it} : 時間帯 t の i 番目の説明変数の値

パラメーター β_i は対数尤度を最大化して推定することができる。本研究では、各経路の所要時間情報だけではなく、VMS (Variable Message Signs) から提供された事故や渋滞長などに関する情報も考慮した。説明変数としては、分岐する前に提供される神戸線と湾岸線の所要時間と、神戸線の渋滞情報、事故、工事、故障、それから、(1-4km, 5-8km, 9km 以上の3つに分けた) 渋滞長が用いられる。パラメーターにおける統計的な有意は Wald test で検証した。さらに、モデル全般を有意評価のためには尤度比カイ 2 乗検定 (Likelihood ratio Chi-squared test) を行った。モデル間の適合度 (goodness-of-fit) は Akaike's Information Criterion (AIC) が利用された。推定結果によると、分岐前の神戸線の工事と渋滞情報、1-4km の渋滞長は符号が正しくないため、説明変数から除くことにした。また、事故と 5-8km の渋滞長は Wald test による 5% の有意水準から棄却された。以上のパラメーターの推定の結果は表 5.1 で示している。この結果は神戸線を選択する場合の効用関数のパラメーターであり、湾岸線の長い所要時間は神戸線を選択するのにポジティブな影響を与えるため、湾岸線の所要時間のパラメーターは非負の値になったと考えられる。

モデルは尤度比カイ 2 乗検定によって 5% の有意水準で採択された。これらの結果により、交通情報の提供が経路選択に影響を与えているといえる。すなわち、神戸線に深刻な交通渋滞が生じるとドライバーは神戸線から湾岸線に経路を変更する傾向があると考えられる。しかし、このネットワークの場合、湾岸線を利用するときは一旦オフランプから一般街路に出て、また高速道路に入らないといけないため、湾岸線の利用には抵抗があり、ドライバーは主に神戸線を利用しているのが事実である。

両経路の所要時間情報は統計的に有意であった。推定されたパラメーターの値をみると、神戸線の所要時間情報が湾岸線の所要時間情報よりはるかに大きい値になっている。主に

利用されている神戸線に渋滞情報が提供された場合、車両の一部が湾岸線へ移し、その割合が、湾岸線の渋滞情報より湾岸線から神戸線への交通量より多いからであると考えられる。両経路情報の効果の差を評価するために、{(神戸線の所要時間情報のパラメーター) - (湾岸線の所要時間情報のパラメーター)} はゼロであるという仮説を立て、漸近 *t*-test (asymptotic *t*-test) を行った。検証結果の *t* 値は-8.25064 であったため、この仮説は5%の有意水準で棄却され、神戸線の所要時間情報と湾岸線の所要時間情報の効果は異なるという結果が得られた。

ここで、パラメーターは経路選択のロジットモデルを用いて推定された。所要時間情報を始め様々な道路情報が統計的に有意であり、交通情報はドライバーの経路選択に有意な影響を与えていることが分かった。

表 5.1 パラメーターの推定結果

Number of Samples		51924.81	
<i>L</i> _max	-5601.19	<i>L</i> _zero	-35991.54
Likelihood Ratio		0.844	
Parameter	Estimate	<i>t</i> -value	
Intercept	4.5836	30.54	
Travel time information of Kobe Route	-0.0344	-13.43	
Travel time information of Wangan Route	0.0097	2.72	
Car breakdown in Kobe Route	-0.7717	-3.94	
Length of congestion in Kobe Route (more than 9km)	-0.7507	-3.74	

5.5 結語

本章では、本研究で構築された動的経路交通量推定モデルを用いて、交通管制方策の評価として、交通情報提供の効果を評価した。推定された経路交通量と提供された所要時間情報との関係を明確することで、道路上の交通情報提供による経路交通量の変化を分析し、交通情報提供の効果について議論した。まず、複数経路を持つ対象ネットワークにおいて、各経路の動的交通量の推定を行った。経路が分岐する地点にある経路比較情報板から各経路のオンライン所要時間情報を収集し、推定された経路交通量と比較することで、提供された経路情報が経路選択に及ぼす影響を考察した。また、集計ロジットモデルを推定することで様々な交通情報がドライバーの経路選択に及ぼす影響の有意性を統計的に検証した。

本章で得られた知見を要約すると以下のようである。

- [1] 経路比較情報はドライバーの経路選択に影響を及ぼしていると考えられる。交通渋滞が生じて長い所要時間の情報が提供されている時刻では、その渋滞地点を通る経路交通量も減少している。
- [2] 突発事象などによる、平常時とは異なる渋滞交通情報が提供された場合、渋滞が生じた経路の交通量は減少しており、経路選択の回避傾向が見られた。一方、代替道路の交通量は増加しており、交通情報により代替道路を選択したと考えられる。
- [3] 様々な交通情報がドライバーの経路選択に及ぼす影響を統計的に検証した結果、両経路の所要時間情報、故障、*9km* 以上の渋滞長が 95%の有意水準で採択され、交通情報はドライバーの経路選択に有意な影響を与えていることが分かった。

第5章 参考文献

- Ben-Akiva, M. and Lerman, S. R. (1985) Discrete choice analysis: Theory and application to travel demand, pp. 59-99, pp. 154-216.
- Iida, Y., Uno, N. and Yamada, T. (1999) Experimental analysis of effects of travel time information on dynamic route choice behaviour. In: Emmerink, R. and Nijkamp, P. (eds.), Behavioural and network impacts of driver information systems, Ashgate, pp. 215-239.
- Polydoropoulou, A. and Ben-Akiva, M. (1999) The effect of Advanced Traveller Information Systems (ATIS) on travellers' behaviour. In: Emmerink, R. and Nijkamp, P. (eds.), Behavioural and network impacts of driver information systems, Ashgate, pp. 317-352.
- 飯田恭敬, 岡田憲夫 (1992) 土木計画システム分析－現象分析編－. 森北出版, pp. 113-143.
- 交通工学研究会編 (1993) やさしい非集計分析. 社団法人交通工学研究会, pp. 4-42.
- 土木学会 (1995) 非集計行動モデルの理論と実際. 社団法人土木学会, pp. 12-62.
- 吉井稔雄, 桑原雅夫 (2000) リアルタイム交通情報の提供効果. 土木学会論文集 No.653/IV-48, pp. 39-48.

第6章 動的経路交通量を用いた交通需要の変動分析に関する考察

6.1 概説

高度の経済発展は生活の質を向上させ、それによって個人の時間価値もだんだん高まってきた。その結果、人々は道路上の時間損失にも大きな関心を持つことになり、信頼性の高い道路ネットワークの構築を図るようになった。その為には、旅行時間のみを短縮するのではなく、旅行時間の変動を最小化するための効率的な交通管制方策を模索しなければならない。旅行時間変動の最小化を図るためには、時々刻々変化する交通需要を十分に考察して、交通需要の変動に応じた効果的な交通政策や交通管制の運営が必要である。

交通需要は様々な道路環境や条件などによって変動しやすく、交通渋滞の原因にもなる。例えば、曜日によって交通流のパターンは異なって、道路上の状況も変わる。また、季節や天気なども交通需要に影響を及ぼしているといわれている。しかし、これらの周辺的环境要因とその要因に伴う交通需要の変動は定量的に測られておらず、その根拠は十分に検討されていないのが事実である。

このような交通量変動の重要性は Highway Capacity Manual (HCM, 1985) にも指摘されており、季節及び月、曜日などを考慮した道路容量のデザインが説明されている。しかし、HCM で言及した変動はネットワークの容量によって制御される区間観測交通量の変動のことである。区間交通量のような断面的な交通量は、その地点を通過する経路交通量の和であるため、ネットワーク全般における質的な変化を表現するのには限界がある。また、交通需要とともに道路パフォーマンスも毎時刻変動している。

したがって、ネットワークを理解して適切な交通制御を行うためには、交通需要変動と道路パフォーマンス変動の関連性を把握することが重要である。そして、変動の原因になる周辺的环境要因と変動の程度が理解できると、良い LOS (Level of Service) を保つためのより積極的な交通政策を実行することが可能になる。

本章では、推定経路交通量の活用できる一つの案として、実際の道路ネットワークを対象に第3章で述べた DCLS-TGV モデルから得られる推定経路交通量を用いて、交通需要の変動について分析を行う。

まずは、道路ネットワークのパフォーマンスである旅行時間と交通需要の関係を探ることで、交通需要変動の分析の必要性を確かめる。そして、交通需要として、観測地点交通量と推定経路交通量を用いて、それぞれ道路ネットワークの特性を説明し、その結果を比較することで、地点交通量より経路交通量を利用するほうの優位性について議論する。ま

た、様々な要因による交通需要の変動を分析することで、その要因が交通需要の変動に及ぼす影響とその程度を把握する。このような分析結果は、交通管制方策を提案・模索するのに重要な資料になると考えられる。

6.2 対象道路ネットワーク及び観測交通データの集計

6.2.1 研究の対象ネットワーク

本章では、図 6.1 である、阪神高速道路の神戸線の「月見山」から「武庫川」までの約 27.7km を対象ネットワークとして分析を行う。得られた観測データとしては、5 分間隔でトラフィックカウンターから観測されたオンランプ交通量、オフランプ交通量、各地点のリンク交通量及び区間平均速度と AVI (Automatic Vehicle Identification) データ等がある。AVI データを集計すると当該ネットワークの旅行時間を算出することができる。

ここで、第 3 章 で定式化した動的経路交通量推定 (DCLS-TGV) モデルを用いて、経路交通量の推定を行った。モデルのインプットデータとしては、2005 年 1 月 1 日から 2005 年 12 月 31 日までの 1 年間の 5 分間隔で観測された地点の交通量と速度及びオンランプ交通量が用いられ、各オンランプとオフランプを Origin と Destination とした 5 分間隔の経路交通量が推定された。しかし、検知器のエラーのため 8 月 8 日～8 月 31 日と 12 月 22 日の 25 日間には観測データに欠損値が生じて推定ができず、実際に推定できた日数は 340 日である。それらのうち、平日は 224 日、土曜日は 52 日、日曜日及び休日は 64 日である。

ここで使われる事前確率 g_{laps} は式 3.14 に基づいて計算する。交通需要のパターンは平日、土曜日、日曜日及び休日によって異なるため、それぞれを分けて計算することにした。一週間前に推定された交通量から、平日、土曜日、日曜日及び休日の 3 つのパターンの 5 分ごとの事前確率の平均値を計算して、それを用いて経路交通量の推定を行い、また同様にその推定結果から事前確率の平均値を計算して、その次の週に適用した。

本研究での対象ネットワークは、9 つのオンランプと 9 つのオフランプで 54 個の OD ペアがある。しかし、各オンランプとオフランプの距離が短いため、対象ネットワークを図 6.1 のようにゾーン 1 からゾーン 4 で分けて簡略化した。ゾーン 2 の集中交通量には京橋や神戸の中心部行きの交通量が、ゾーン 3 の集中交通量には西宮 IC からつながる名神高速道路行きの交通量が、また、ゾーン 4 には大阪の阪神高速道路環状線行きの交通量が多く含まれていると考えられる。

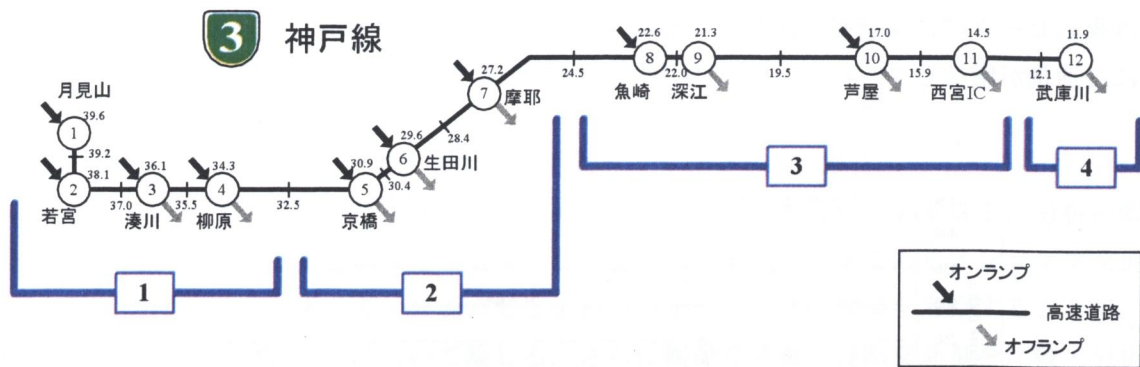


図 6.1 対象ネットワーク

6.2.2 観測データによる対象ネットワークの特徴

まず、対象ネットワークにおける交通の特徴を把握するため、観測された交通データをゾーンごとに集計した。

図 6.2 は 1 日中観測されたオンランプ交通量の 1 年間の平均値をゾーンごとに集計したグラフである。ゾーン 1 は比較的に発生交通量が多く、特に朝と夜のピーク時に発生する交通量が多いことが分かる。また、ゾーン 2 は夕方のピーク時の発生交通量が、ゾーン 3 は朝のピーク時の発生交通量が多いことも分かる。

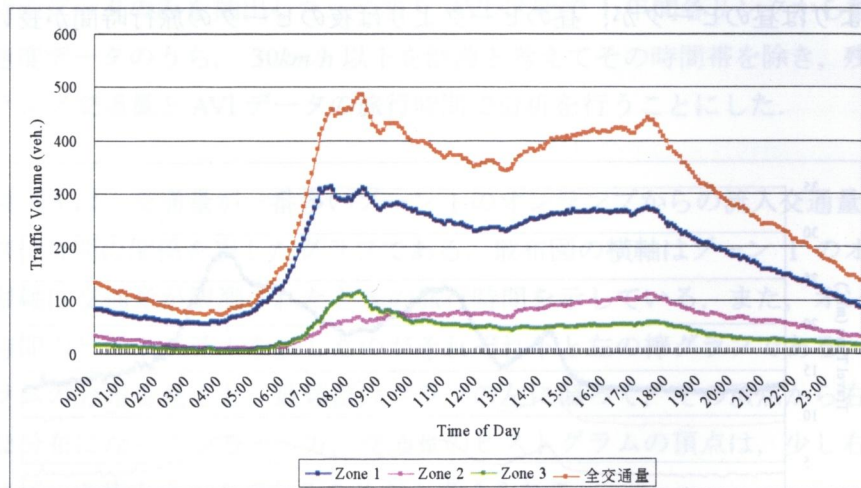


図 6.2 1 日中の年平均の観測オンランプ交通量

図 6.3 は 1 日中観測されたオフランプ交通量の 1 年間の平均値をゾーンごとに集計したものである。ゾーン 1 の集中交通量は一番少なく、ゾーン 3 とゾーン 4 の交通量はほとんど等しく、交通変動のパターンもほぼ一致している。ゾーン 2 の場合、オンランプ交通量

は夜のピーク時に交通量が増加する傾向が見られたが、オフランプ交通量は朝のピーク時に交通量が増加している。

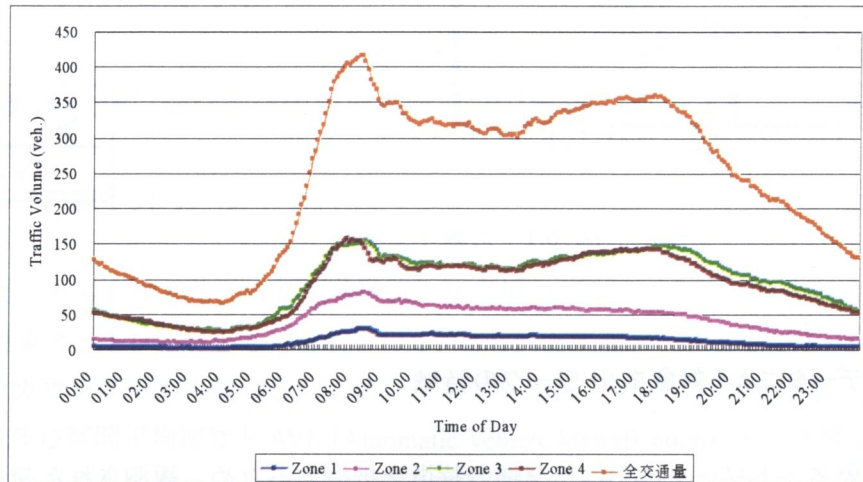


図 6.3 1 日中の年平均の観測オフランプ交通量

次に、AVI (Automatic Vehicle Identification) の観測データを用いて計測された旅行時間データのうち、ゾーン 1 にある月見山から柳原と柳原からゾーン 3 にある芦屋までの旅行時間を 5 分ごとに集計し、月見山から芦屋までの約 22.6km の旅行時間を算出した。その結果のグラフが図 6.4 である。この道路は、一日で朝、昼、夜の 3 回のピーク時間帯があり、朝のピークよりは昼のピークが、昼のピークよりは夜のピークの旅行時間が長いことがわかる。

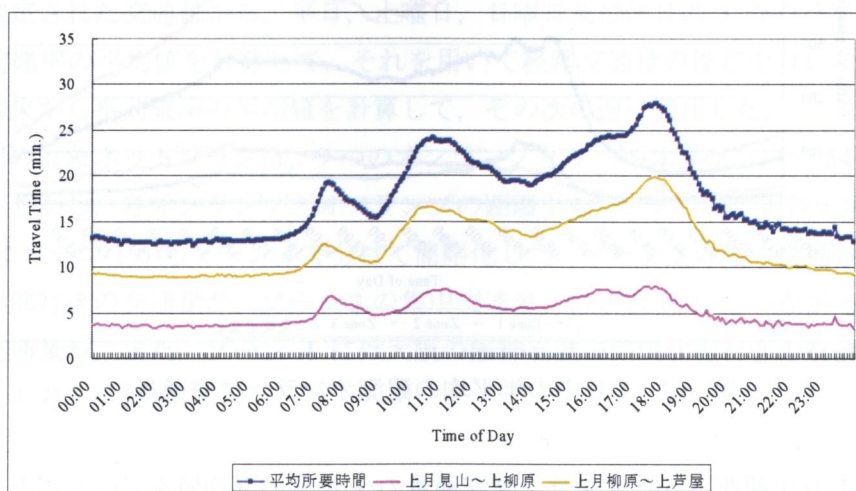


図 6.4 1 日中の AVI データによる年平均の旅行時間（月見山～芦屋）

6.3 交通需要変動分析と経路交通量利用の必要性

6.2 節では、観測交通データを集計して対象ネットワークの特徴について分析を行った。本節では、本研究の位置づけを確かめるために、交通需要変動分析の必要性和、分析の際に経路交通量利用の重要性について議論する。まずは、観測データであるオンランプ交通量と旅行時間データを用いて、交通需要と道路パフォーマンスの関係を考察することで、交通需要変動分析の必要性について論じる。さらに観測交通量と経路交通量を比較・分析することで、交通需要変動の分析における経路交通量利用の重要性について論じる。

6.3.1 交通需要と道路パフォーマンスの関係

ここでは、動的道路ネットワークにおけるパフォーマンスの変動と交通需要の変動の関係を探ることで、なぜ交通管制方策を行う際に交通需要の変動を考慮すべきなのかについて論じる。ここでの道路上のパフォーマンスは道路を利用するときの旅行時間で表現し、図 6.1 の月見山から芦屋までの約 22.6km の AVI データから集計された 5 分ごとの旅行時間を用いる。交通需要について 5 分ごとに観測されたオンランプ交通量を用いて表現することにした。また、交通需要による道路のパフォーマンスの変動をより明確に分析するためには、道路が活発に利用されて、なおかつ交通量が道路の容量を超えてない範囲での旅行時間の変化を考察するのが適切であると考えられ、朝のピーク時間帯（7:00 から 9:00）の非渋滞時のデータのみを抽出した。つまり AVI 区間で 1 年間各リンクから観測された 5 分ごとの速度データのうち、30km/h 以下を渋滞と考えてその時間帯を除き、残りの時間帯でのオンランプ交通量と AVI データの旅行時間で分析を行うことにした。

以下の図 6.5 は、交通量が一番多いゾーン 1 のオンランプからの流入交通量と AVI データからの旅行時間の関係を表したグラフである。散布図の横軸はゾーン 1 のオンランプ交通量を、縦軸は交通量が観測されたときの旅行時間を示している。また、オンランプ交通量と旅行時間のヒストグラムを表したのがそれぞれ下と左の棒グラフである。旅行時間のヒストグラムの分布を見ると、最頻値はグラフの左に偏って、その頂点から右端へは長くなだらかな分布になっている。一方、交通量のヒストグラムの頂点は、少し右に偏っており、これはピーク時のデータであるためだと考えられる。

グラフ上の \bar{x} と \bar{c} は各交通量と旅行時間の平均値を表している。旅行時間の場合、平均値は 15.79 であり、グラフの最頻値である 15 とはあまり差が無い。しかしながら、平均値より大きい値の分布が長く伸びて、非渋滞であるにもかかわらず約 2 倍の 30 分までその分布が続いている。したがって、平均値は 15.79 でも、この区間を代表する旅行時間を単なる 15.79 分とみるのには限界があると考えられる。一方、流入交通量の場合、平均値は 292.67

であり、最頻値である 320 とは離れている。最頻値が 320 というのは、この道路に 5 分間流入する交通量が 320 台である場合が一番多いことを意味している。したがって、旅行時間と同様に、本区間の交通量を平均値である 292.67 台だと考えて交通管理を行うには無理があるといえよう。

また、散布図で旅行時間の値が小さい場合には、交通量も安定的であるものの、旅行時間が長い場合には旅行時間に対して交通量が幅を持ってばらついて分布しており、交通需要の変動が大きいことが分かる。同様に、交通量が少ない場合には旅行時間も安定しているものの、交通量が多くなると、同じ交通量でも旅行時間は幅を持ってばらついて分布している。すなわち、交通需要が変動しやすい条件では道路のパフォーマンスも不安定であり、パフォーマンスの変動と交通需要の変動には密接な関係があると考えられる。

今までの大多数の道路管制方策は、当該ネットワークの平均交通量または平均旅行時間など平均値を基準として道路規制や道路制御を行ってきた。しかし、上述したように、平均値だけではネットワークを理解するのに限界があり、平均値は当該ネットワークの代表値にならない。したがって、より効率的な道路管制方策を行うためには、幅を持つ交通需要の変動に注目してそれらを十分に理解する必要がある。

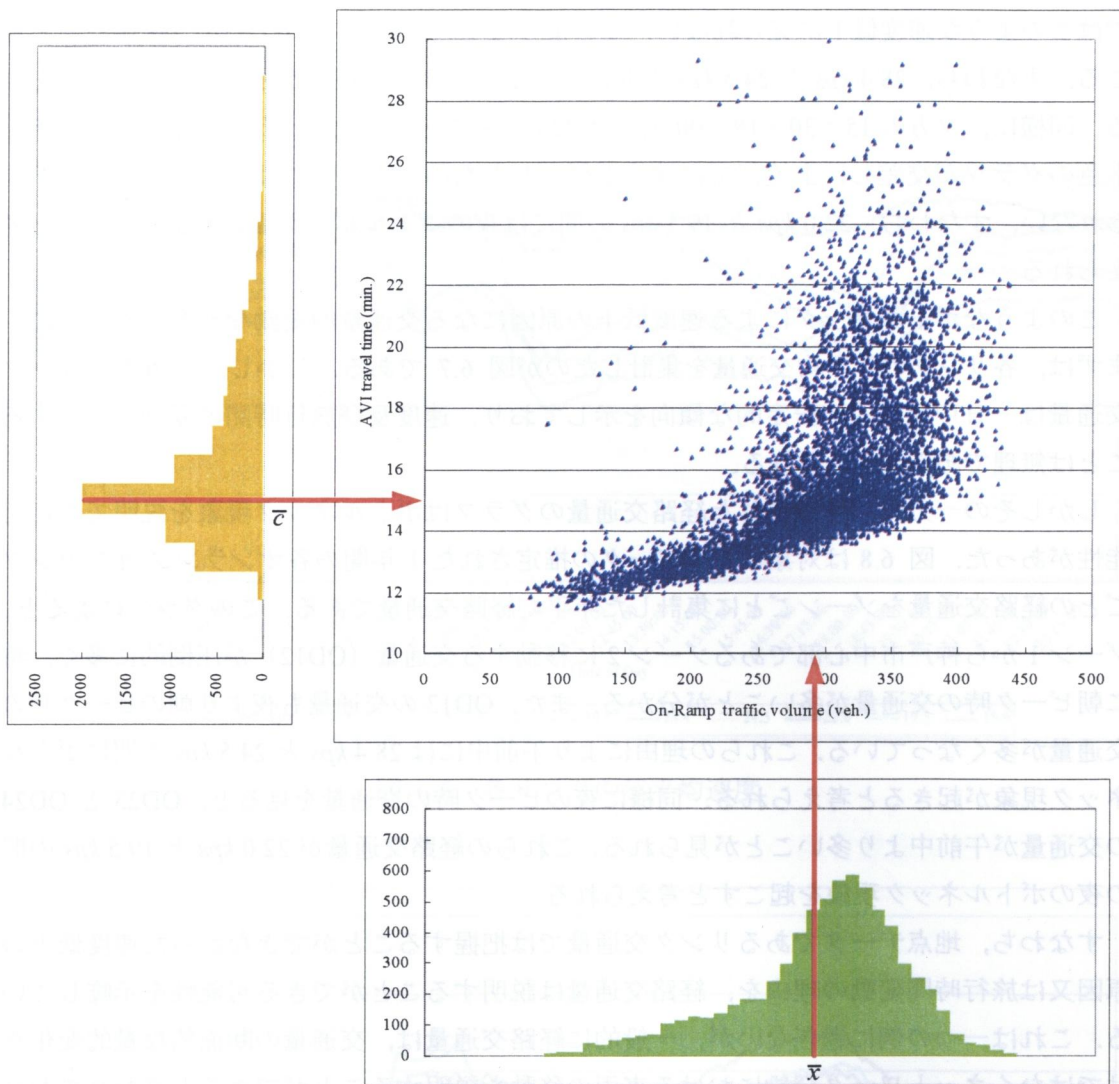


図 6.5 ゾーン 1 のオンランプ交通量と AVI の旅行時間

6.3.2 観測地点交通量と推定経路交通量の比較

6.3.1 では交通需要としてオンランプ交通量を用いたが、ネットワーク全般における交通量の変動を言及するためには地点データであるオンランプ交通量では限界があるといえる。例えば図 6.6 は、図 6.1 の対象ネットワークのうち AVI 区間に該当する月見山から芦屋までの各リンクから観測できた 1 日中の年平均速度を示したものである。この図を見ると、各リンクの速度はリンクによって、また時間帯によっても大きく変化することが分かる。ここで注目したいのは朝の 6:30~7:30 頃の 28.4kps (キロポスト) の茶色のグラフと 24.5 kps の黄色のグラフである。上流部である 28.4 kps のグラフは約 6:30 から急激に速度が低下して、約 7:30 まで続いていることが分かる。しかし、28.4 kps の下流部である 24.5 kps

ではこのような速度低下が見られない。このような現象は朝の 9:00~10:00 頃にまた起こる。すなわち、28.4 kps と 24.5 kps の間に朝のボトルネック現象が生じていると考えられる。同様に、夕方の 15:30~18:00 頃には 22.0 kps である黒色のグラフと 19.5 kps である水色のグラフが交差し、上流部では速度が低下したものの下流部では大きな速度低下が見られない、すなわち、22.0 kps と 19.5 kps の間には夜のボトルネック現象が生じていると考えられる。

このようなボトルネックによる速度低下の原因になる交通量の変動などを探るために、まずは、各リンクの年平均交通量を集計したのが図 6.7 である。しかし、図 6.7 のリンク交通量は一日中比較的に安定的な傾向を示しており、速度及び旅行時間の変動を説明することは無理であると考えられる。

しかしその一方で、推定された経路交通量のグラフはボトルネック現象を説明できる可能性があった。図 6.8 は対象ネットワークの推定された 1 年間の各オンランプ/オフランプごとの経路交通量をゾーンごとに集計した年平均経路交通量である。このグラフによると、ゾーン 1 から神戸市中心部であるゾーン 2 に移動する交通量 (OD12) が圧倒的に多く、特に朝ピーク時の交通量が多いことが分かる。また、OD13 の交通量も夜より朝のピーク時の交通量が多くなっている。これらの理由により午前中には 28.4 kps と 24.5 kps の間にボトルネック現象が起きると考えられる。同様に夜のピーク時の交通量を見ると、OD23 と OD24 の交通量が午前中より多いことが見られる。これらの経路交通量が 22.0 kps と 19.5 kps の間の夜のボトルネック現象を起こすと考えられる。

すなわち、地点データであるリンク交通量では把握することができなかった速度低下の原因又は旅行時間変動の理由を、経路交通量は説明することができる可能性を示唆している。これは一つの例に過ぎないが、一般的に経路交通量は、交通量の断面的な量的変化だけではなくネットワーク全般における車両の移動を説明できると言われており、本研究では交通需要の変動を分析する際に、経路交通量を用いることにする。

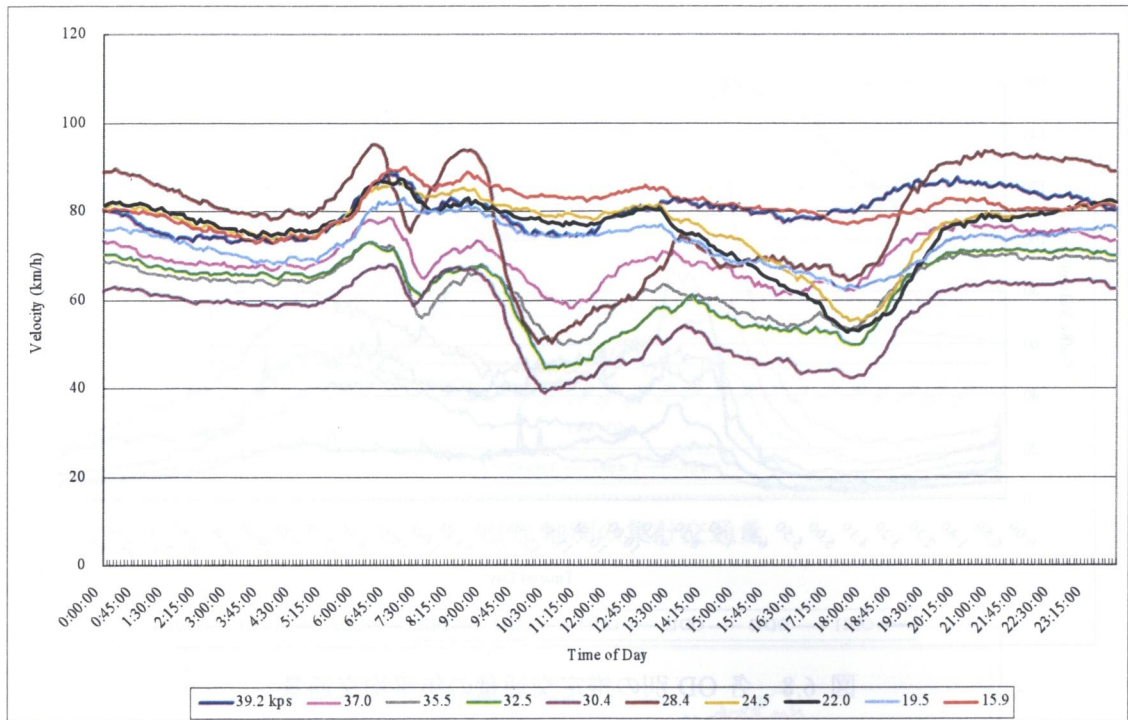


図 6.6 各リンクの年平均速度

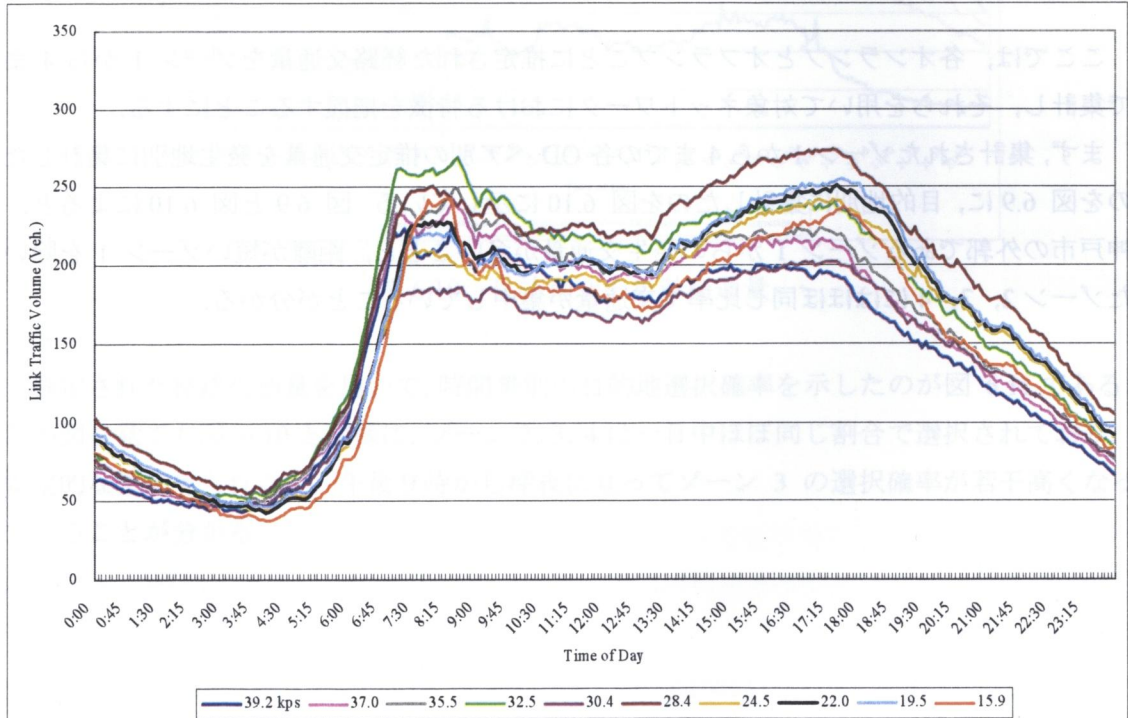


図 6.7 各リンクの年平均交通量

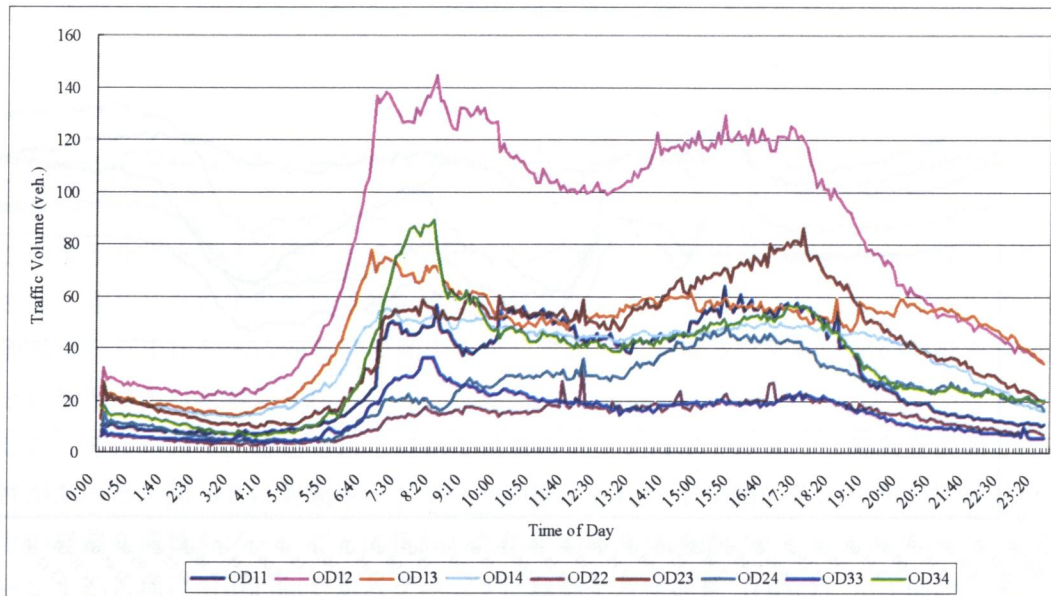


図 6.8 各 OD 別の推定交通量の年平均交通量

6.4 推定経路交通量を用いた対象道路ネットワークの特徴分析

ここでは、各オンランプとオフランプごとに推定された経路交通量をゾーン 1 から 4 まですべて集計し、それらを用いて対象ネットワークにおける特徴を把握することにする。

まず、集計されたゾーン 1 から 4 までの各 OD ペア別の推定交通量を発生地別に集計したのを図 6.9 に、目的地別に集計したのを図 6.10 に示している。図 6.9 と図 6.10 によると、神戸市の外郭であるゾーン 1 からの発生交通量が多いことと、距離が短いゾーン 1 を除いたゾーン 2, 3, 4 にはほぼ同じ比率で交通量が集中していることが分かる。



図 6.9 発生地別の集計交通量

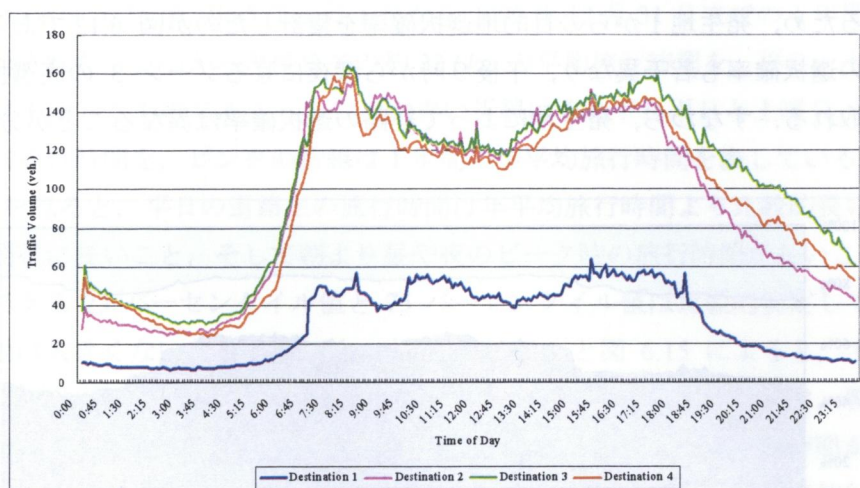


図 6.10 目的地別の集計交通量

推定された経路交通量を用いて、時間帯別の目的地選択確率を示したのが図 6.11 である。この図を見ても図 6.10 と同様に、ゾーン 2, 3, 4 は一日中ほぼ同じ割合で選択されており、安定的な値が見られるが、午後 9 時から深夜に亘ってゾーン 3 の選択確率が若干高くなっていることが分かる。

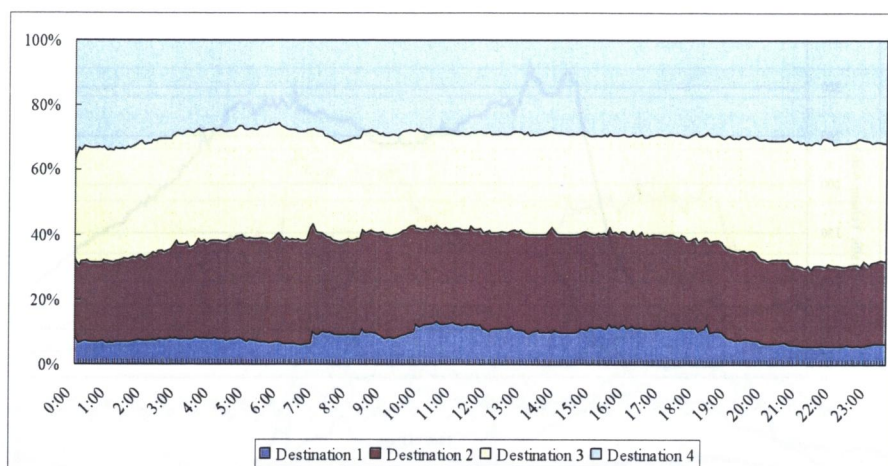


図 6.11 全 OD ペアにおける時間帯別の目的地選択確率

以上のような傾向が特定の OD ペアまたは特定の発生地からの選択確率にも見られるのかを確かめるため、発生地 1 からの目的地選択確率を集計したのが図 6.12 である。この図からは日中の選択確率も若干異なり、午後 9 時から深夜に亘るゾーン 3 の高選択確率がはっきり見て取れる。すなわち、発生地によって経路の選択確率は異なることが分かる。

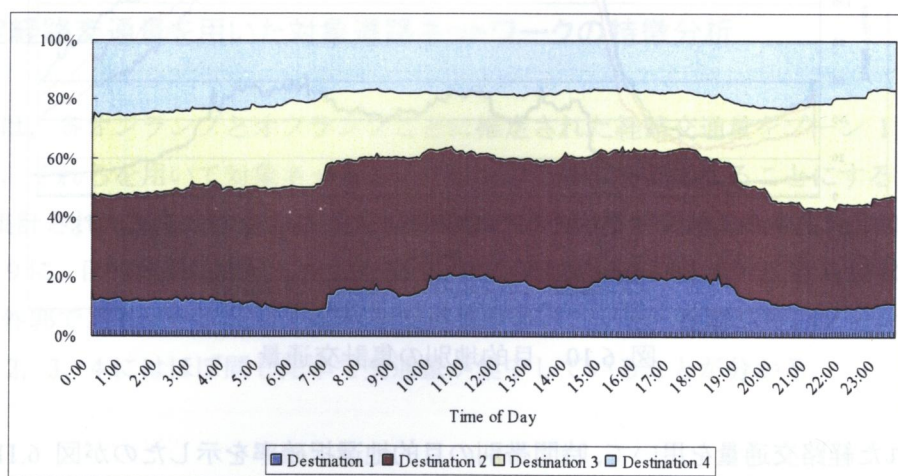


図 6.12 発生地 1 における年間平均の目的地選択確率

以上は、推定された経路交通量を用いて、発生・集中交通量や目的地選択確率など、ネットワークにおける交通流の特徴について記述した。一方、道路上の交通量は様々な周辺の条件によって異なるフローパターンを持ち、曜日ごとによって、また、天気や、季節などによっても渋滞の程度が変わると言われている。次節からは、推定された経路交通量を用いて、対象ネットワークにおける様々な周辺の環境要因による経路交通量の変動を分析することにした。これらの交通需要の変動を分析することで、ネットワークでの交通流の特徴を把握することができ、道路をマネジメントする際の交通管制方策にも重要なデータになると考えられる。

6.5 周辺要因による交通需要と道路パフォーマンスの変動

道路上の交通需要や道路のパフォーマンスは様々な道路の周辺要因によって変動する。例えば、曜日によって交通量が変わったり、天気によって道路渋滞の程度が異なったりすると言われている。本節では、周辺要因として、曜日、天気、五十日、季節（四半期）などを考慮し、これらの要因による交通需要の変動と道路パフォーマンスの変動を分析することで、各要因が交通需要の変動に及ぼす影響とその程度を把握する。

6.5.1 曜日による影響

(1) 曜日による旅行時間の変動

図 6.13 から図 6.15 は、2005 年 1 月 1 日から 2005 年 12 月 31 日までの 1 年間の AVI データから集計された月見山から芦屋までの約 22.6km の平均旅行時間を、平日、土曜日、日曜/休日に分けて示したものである。ここでの青い折線はそれぞれ平日と土曜日、日曜/休日ごとの年平均旅行時間を、ピンクの折線は 1 年間の年平均旅行時間を表している。

図 6.13 を見ると、平日の道路上の旅行時間は年平均旅行時間より比較的長いこと、特にピーク時間帯に長いこと、そして朝より昼や夜のピーク時の旅行時間が長いことが分かる。黒い縦線である 25 パーセンタイル値と 75 パーセンタイル値は比較的安定しており、旅行時間の変動は大きくないと考えられる。また、図 6.14 と図 6.15 によると、土曜日と日曜/休日は平日と顕著に異なるパターンであることが分かる。まず土曜日は、朝と昼のピーク時間帯はあまり見られないものの、夜の時間帯には平日より若干旅行時間が長くなっている。日曜/休日は、朝と昼のピーク時間帯が無い反面、夜は遅い時間まで旅行時間が長くなって、25 パーセンタイル値と 75 パーセンタイル値もかなりばらついており、旅行時間の変動が大きいと考えられる。

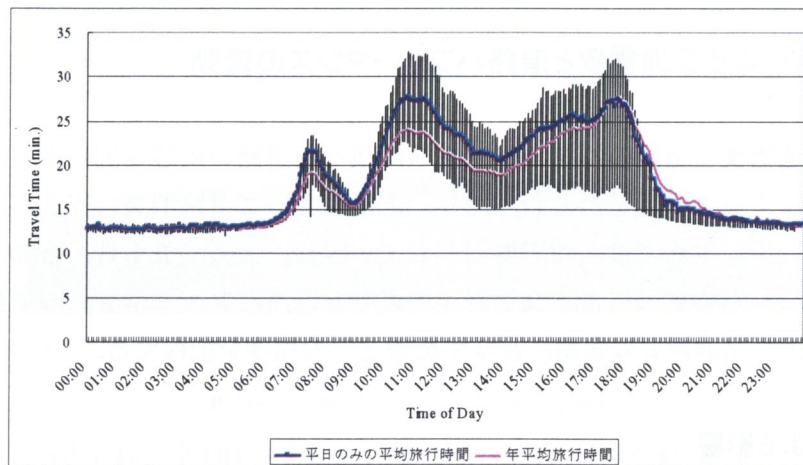


図 6.13 平日のみの年平均旅行時間（月見山～芦屋）

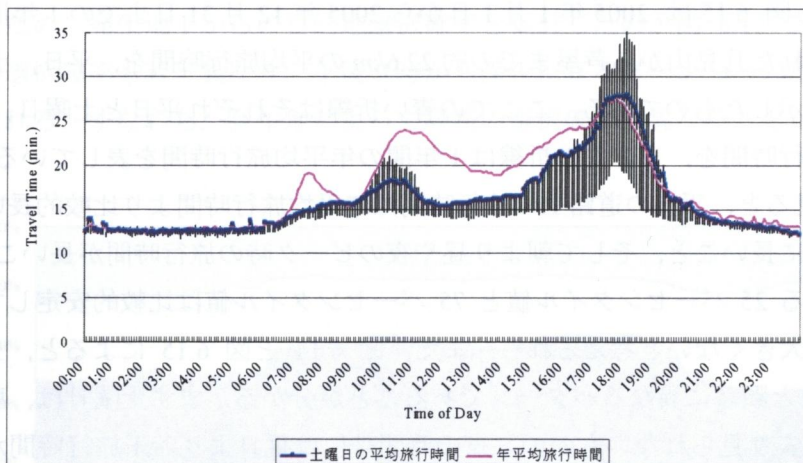


図 6.14 土曜日のみの年平均旅行時間（月見山～芦屋）

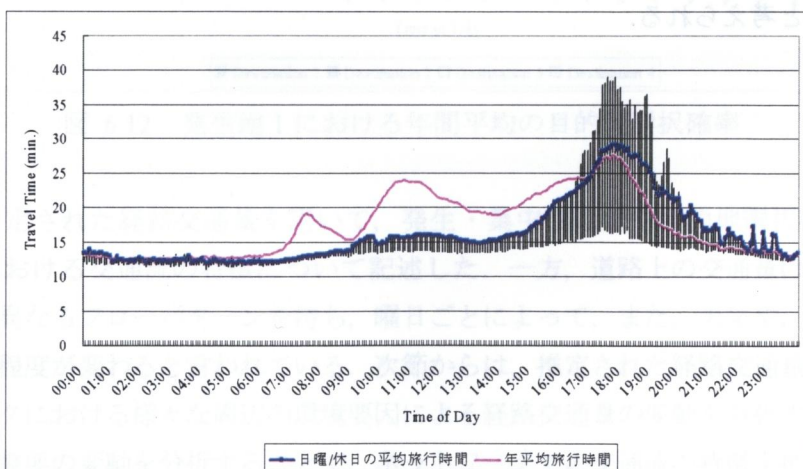


図 6.15 日曜/休日のみの年平均旅行時間（月見山～芦屋）

(2) 曜日による目的地選択確率の変動

曜日による目的地の選択確率の相違を見るため、平日、土曜日、日曜/休日に分けて、発生地1からの目的地選択確率を計算したのが図 6.16 から図 6.18 である。

これらの図によると、目的地 1 は平日の朝から夜のピーク時間帯に亘って選択確率が高くなっている。土曜日は夜のピーク時のみ選択確率が高くなっており、日曜/休日は朝のピーク時と夜のピーク時に選択確率が高くなっている。目的地 2 は曜日に関係せずに均等に選択されており、目的地 3 は、主に夜から深夜に亘って選択確率が高くなっており、平日の場合は昼間の選択確率が低く、逆に日曜/休日は昼間の選択確率が高くなっている。目的地 4 の場合には、土曜日の夜 9 時過ぎの時間から高い選択確率が示されていて、土曜日の夜には神戸から大阪方面の交通量が多いと考えられる。

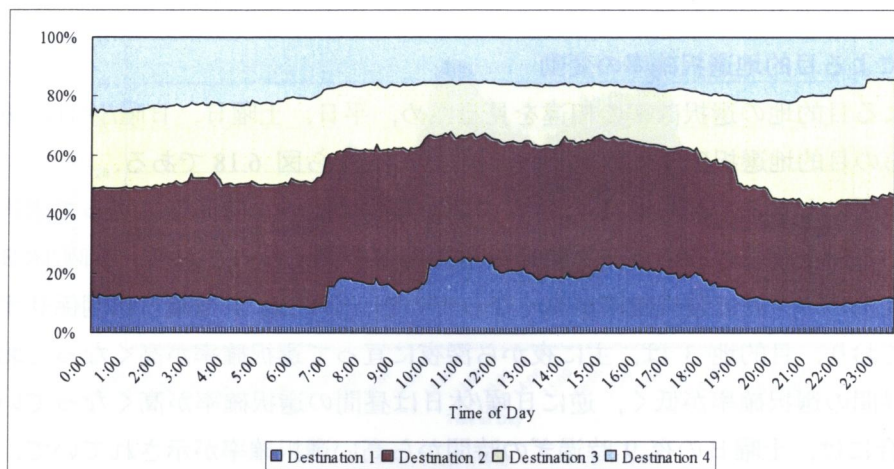


図 6.16 発生地 1 における平日の目的地選択確率

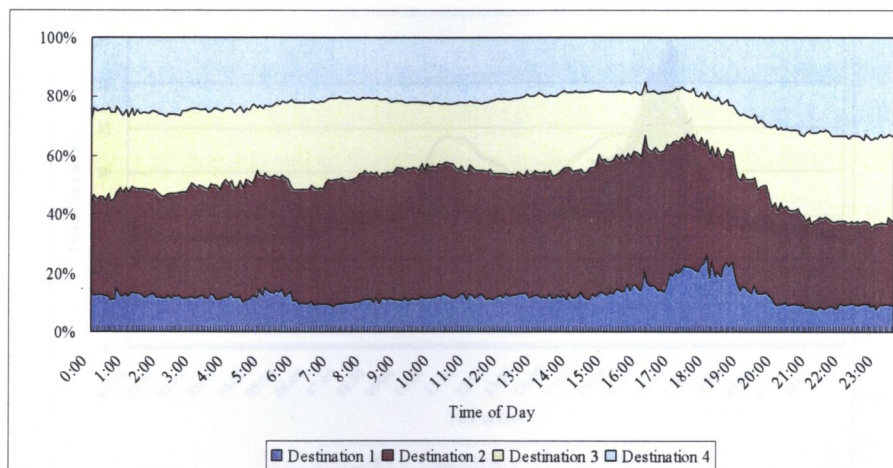


図 6.17 発生地 1 における土曜日の目的地選択確率

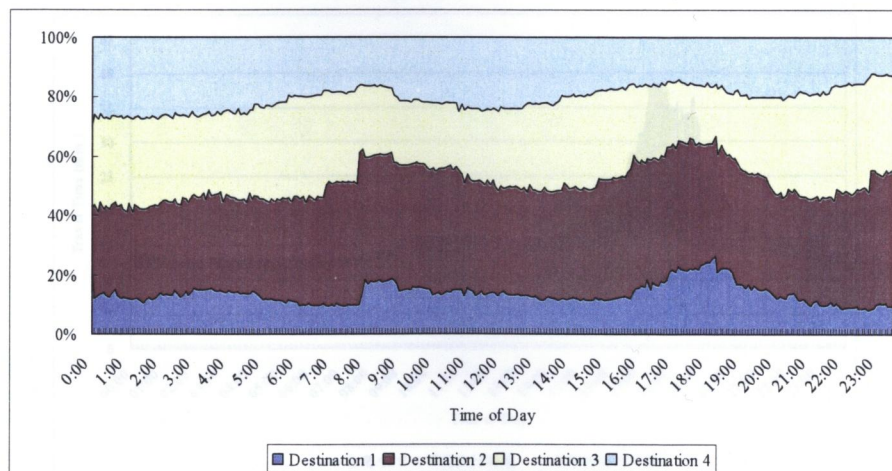


図 6.18 発生地 1 における日曜/休日の目的地選択確率

(3) 曜日による経路交通量の変動

図 6.19 は、推定された経路交通量のうち、OD14 における時間帯別の年平均交通量と、その 25 パーセンタイル値と 75 パーセンタイル値の変動を表している。この図によると、午前 7 時前後と午後 6 時前後に経路交通量のピークが少し見られる。また、交通量が少ない深夜から朝までは交通量の変動も小さく、交通量が多い朝のピーク時から夜のピーク時に亘っては交通量の変動も大きいことがわかる。

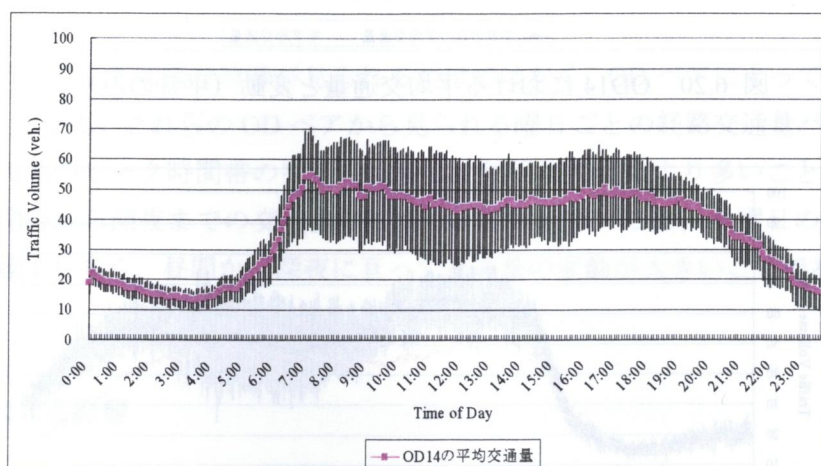


図 6.19 OD14 における年平均交通量と変動

推定された OD14 の交通量のうち、平日のみ（224 日間）の時間帯別の平均交通量を示しているのが図 6.20 である。ここで、青い太い線は平日のみの平均交通量を、ピンクの細い線は 1 年間の平均交通量を表している。このグラフによると、平日の交通量は年平均交通量より朝と夜のピーク時間帯で多く、昼間の交通量は年平均交通量より少ないことがわかる。一方、25 パーセンタイル値と 75 パーセンタイル値の交通量の変動は年平均と同様に、深夜から朝までは変動が小さく、朝のピーク時から夜のピーク時に亘っては変動が大きくなっているものの、比較的安定していると考えられる。

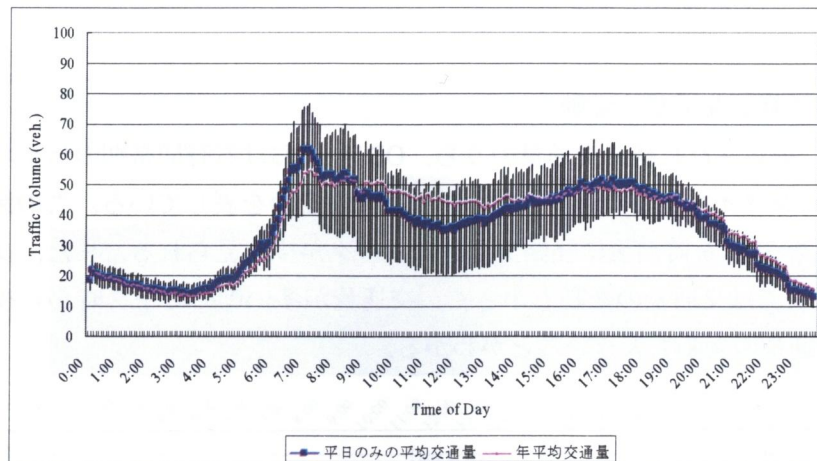


図 6.20 OD14 における平均交通量と変動（平日のみ）

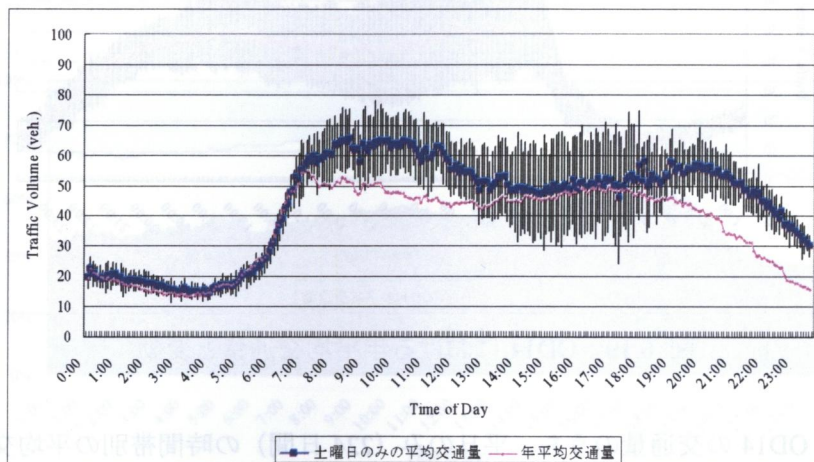


図 6.21 OD14 における平均交通量と変動（土曜日のみ）

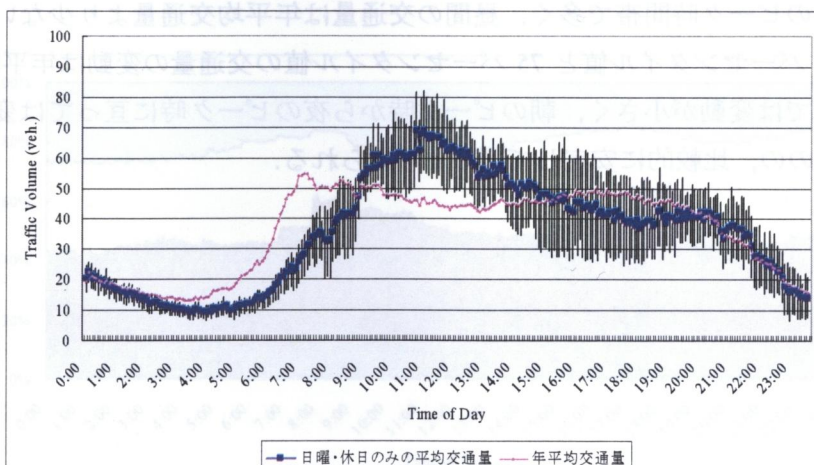


図 6.22 OD14 における平均交通量と変動（日曜日及び休日のみ）

図 6.21 と図 6.22 は、それぞれ土曜日（ただし、土曜日が休日の場合は除く）のみと、日曜日及び休日のみの平均交通量とその変動を表している。土曜日の場合は、朝ピークの開始時間帯は平日とほぼ同じであるものの、そのピークの山が長い時間に亘って続いていることがわかる。夜のピークの時間帯は平日と比べて少し遅い時間帯にシフトしている。全般的に年平均交通量より交通量が多く、特に夜の遅い時間帯の交通量は著しく多くなっている。また、夜のピーク時間帯には交通量の変動も不安定になっている。日曜日及び休日のみである図 6.22 のグラフでは、朝のピーク時間帯がかなり遅くなっており、昼間の交通量が多いことが分かる。夕方から夜に亘って交通量の変動もばらついており、特に深夜までも交通量の変動が大きいことが特徴である。

全 OD ペアに以上と同様な特徴が見られるわけではなく、OD ペアによって様々なパターンがあった。しかし、これらの OD ペアから見られる曜日ごとの経路交通量パターンの共通点は、平日の朝のピーク時間帯の交通量は著しく年平均交通量より多いこと、土曜日の夜のピーク時間帯から深夜までの交通量の変動は比較的大きいこと、日曜日の夜の交通量は年平均交通量より多く、昼間から深夜に亘って交通量の変動が大きいことである。

6.5.2 天気による影響

(1) 雨による旅行時間の変動

一般的に雨の日はひどい道路渋滞が生じるといわれている。このような雨の日の渋滞の原因は、交通量の増加なのか、道路パフォーマンスの低下なのか、それとも両方が原因であるのか。この疑問を明確にするため、ここでは雨の日による交通需要と道路パフォーマンスの変動を考察することにした。

2005 年 1 月 1 日から 2005 年 12 月 31 日までの 1 時間ごとの気象データに基づいて、雨天時の旅行時間と平均交通量の集計を行った。本研究での雨天時とは、気象データでの降水量 1mm 以上が 2 時間以上続いている時と定義した。特にここでは、午前中の雨が交通量の変化に大きな影響を与えと考え、午前中雨が降った日に注目してみた。2005 年 1 月 1 日から 2005 年 12 月 31 日までに午前中に雨が降った日は 29 日間であり、平日は 20 日、土曜日は 5 日、日曜日及び休日は 4 日間である。

まずは、午前中に雨が降った日の旅行時間の集計を行った。その結果が図 6.23 である。このグラフをみると、雨が降った午前中から昼間に亘っては、旅行時間が年平均値より長くなっていることがわかる。また、旅行時間の変動もかなり大きくなっている。

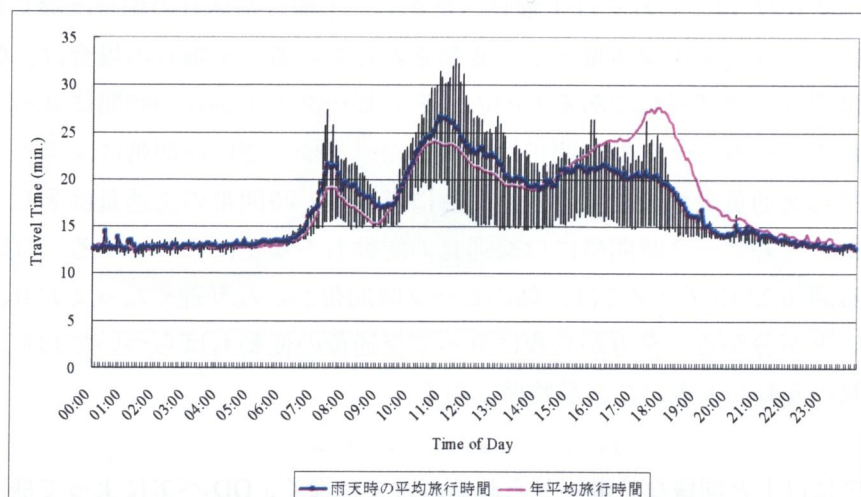


図 6.23 午前中雨天時の年平均旅行時間（月見山～芦屋）

(2) 雨による経路交通量の変動

次に、推定された経路交通量を用いて午前中に雨が降った日の経路交通量の集計を行った。その結果が図 6.24 と図 6.25 である。太い青い折線は雨天時の平均経路交通量を、細いピンクの折線は年平均交通量を、細い緑の折線は雨天時交通量の変動係数（Coefficient of Variance）を表している。変動係数の計算式は以下の式 6.1 のようである。

$$C_v = \frac{S}{\bar{X}} \quad \text{式 6.1}$$

ここで、

C_v : 変動係数

S : 標準偏差

\bar{X} : 平均値

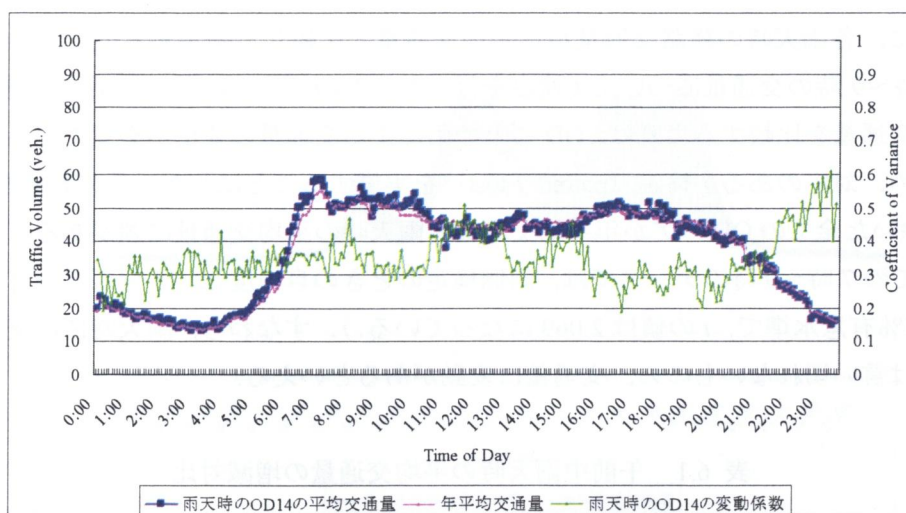


図 6.24 OD14 における午前中雨天時の平均交通量と変動係数

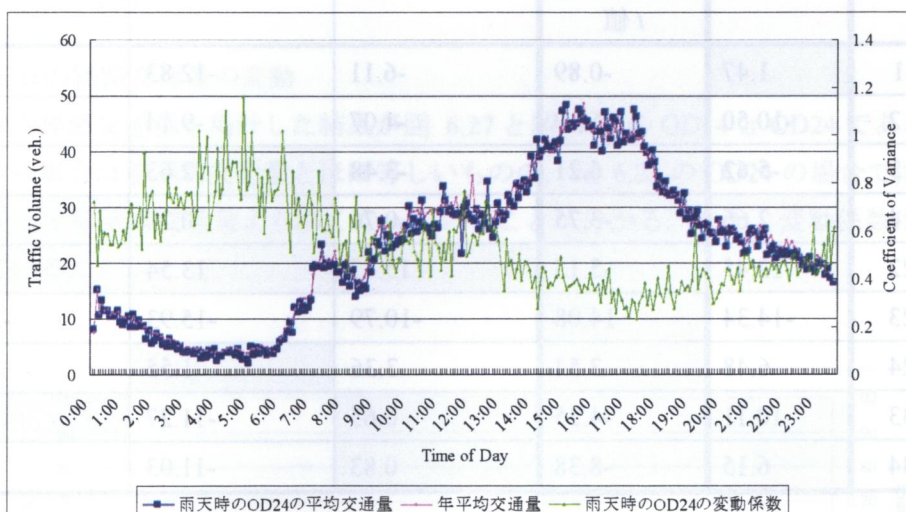


図 6.25 OD24 における午前中雨天時の平均交通量と変動係数

この結果から、図 6.24 の OD14 においては雨が降った午前中には交通量が若干増加したと言えるものの、図 6.25 の OD24 においては交通量が増えたとは言えない。また、変動係数については時間帯に関係せずばらついていることがわかる。ここで、すべての OD ペアにおける年平均交通量対比の午前中雨の日の平均交通量の増減を集計した。その結果が表 6.1 である。雨が降った午前の時間帯のうち、朝のピークである 7時から 9 時までの交通量をみても、五つの OD ペアは年平均交通量より増加しているものの、四つの OD ペアはむしろ減少している。雨が降る日は道路上によく交通渋滞が生じており、その原因は交通量が増えたからであると考えがちであるが、この結果からは雨によって視界がさえぎられたり路面が滑りやすくなったりすることによる道路の交通容量の低下が原因であると考えられる。

ちなみに、各雨天時の経路交通量が年平均交通量と比較して差があるのか否かを調べるため、7時～9時の交通量について t 検定を行った。このデータは単に年平均交通量と雨天時の平均交通量を比較するよりは、OD ごとの雨による交通量の変化が有意であるか否か検討するため、対応のある t 検定 (paired t -test) を実施することにした。その結果を見ると、OD11を除いた全ての OD ペアが年平均交通量と雨天時の平均交通量に差があることがわかる (ここでの7時～9時のデータでは、両側検定のときの自由度 23 (5分ごとの2時間のデータ)、95%有意水準で、 t の値は 2.069 になっている.)。すなわち、雨天時には交通量が増加するとは言いきれないものの、交通量に変動があるといえる。

表 6.1 午前中雨天時の平均交通量の増減対比

(単位: %)

OD ペア	7時～9時		9時～17時	17時～19時	19時～7時
		t 値			
OD11	1.47	-0.89	-6.11	-12.83	-6.22
OD 12	-10.50	16.19	-4.07	-9.14	-5.53
OD 13	-5.62	6.21	-3.48	2.63	-3.30
OD 14	2.66	-3.75	-0.76	0.20	2.30
OD 22	12.45	-5.15	15.47	13.54	17.10
OD 23	-14.34	14.08	-10.79	-15.93	-21.33
OD 24	-6.48	3.54	-3.36	1.55	-8.55
OD 33	10.11	-4.25	6.65	-11.27	8.42
OD 34	6.15	-8.38	0.83	-11.03	-3.67

6.5.3 五十日の影響

(1) 五十日の旅行時間の変動

日本の、特に関西では、「五十払い (ごとばらい)」という商い上の習慣があり、五十日 (五と十の付く日) は、取引の支払い日にあたり、集金等に出る車両が増えることで交通渋滞が生じる日とされている。そこで、五十日の特徴を探るため平日の五十日のみの年平均旅行時間の集計を行った。その結果が図 6.26 である。図をみると、朝のピーク時間帯から夕方 17:00 頃にかけて五十日の平均旅行時間は年平均の値より高くなっている。夜のピーク時間帯には年平均旅行時間より低い値になっているものの、25 パーセンタイル値と 75 パーセンタイル値の変動がかなり大きくなっている。

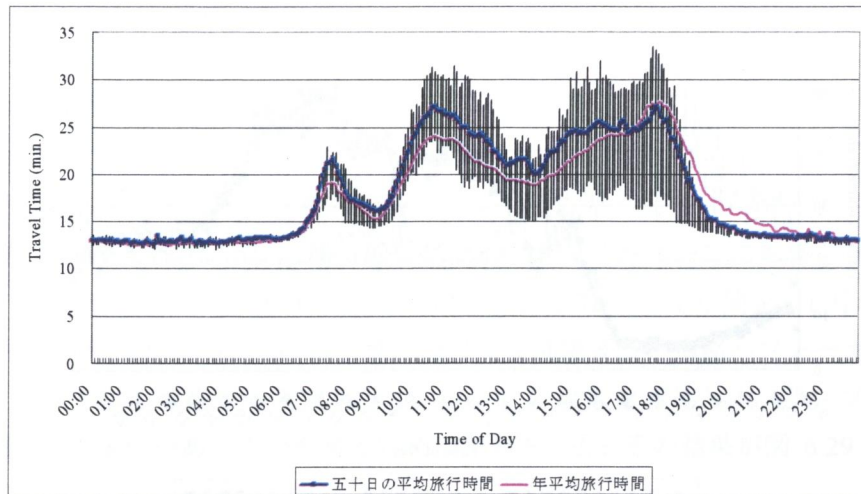


図 6.26 五十日の年平均旅行時間（月見山～芦屋）

(2) 五十日の経路交通量の変動

五十日の経路交通量を集計した結果が図 6.27 と図 6.28 の OD14 と OD24 である. 図 6.27 の OD14 の場合は年平均交通量とほぼ等しいものの, 図 6.28 の OD24 の場合では午前から夕方にかけて年平均交通量より多くなっていることが分かる. また, 変動係数はかなりばらついている.

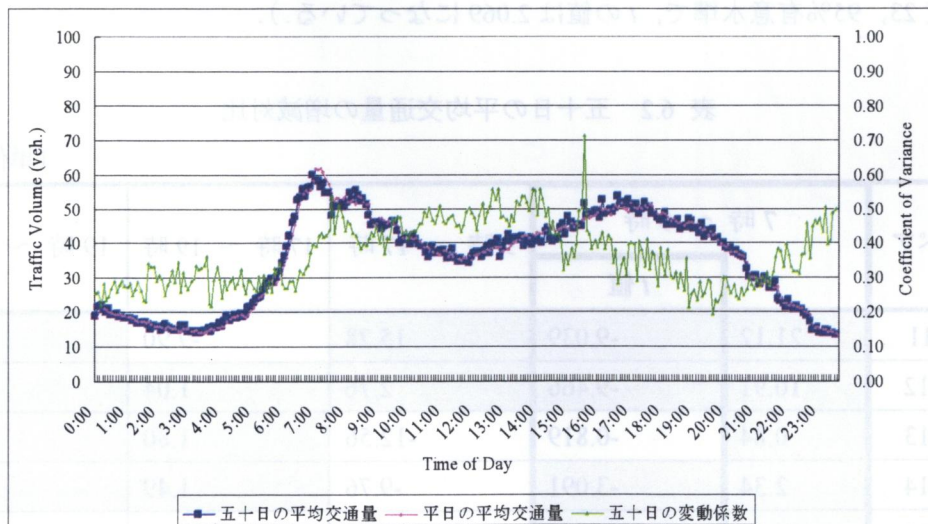


図 6.27 OD14 における五十日の平均交通量と変動係数

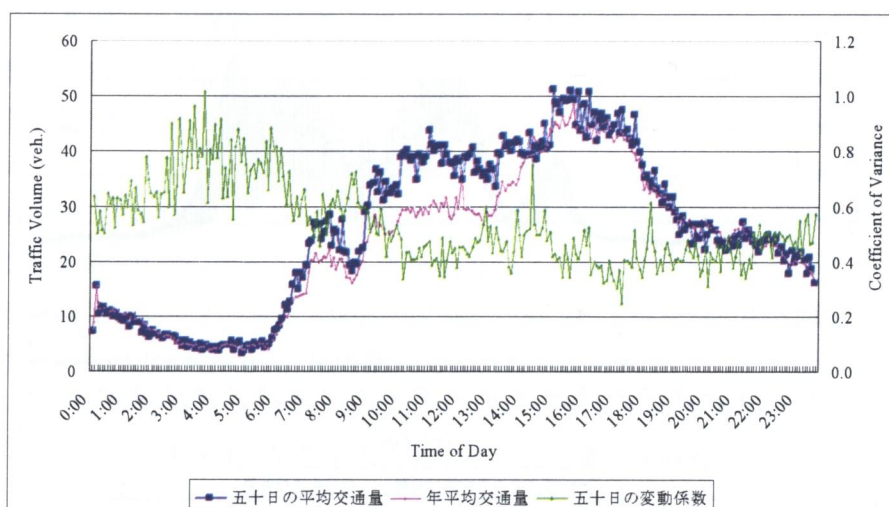


図 6.28 OD24 における五十日の平均交通量と変動係数

これらの全 OD ペアにおける年平均交通量対比の五十日の平均交通量の増減を集計したのが表 6.2 である。この表を見ると、全般的に 1 日中の交通量が増えていることがわかる。特に朝のピーク時間帯にはすべての OD ペアに交通量の増加が見られており、五十日には特殊な交通流パターンが生じると言えよう。

ここでの 7 時～9 時の OD ごとの五十日交通量と年平均交通量を比較するための対応のある t 検定の結果では、OD13 以外のすべて OD ペアで年平均交通量と五十日の平均交通量の平均値には差があるという結果が出た（ここでの 7 時～9 時のデータでは、両側検定のときの自由度 23、95% 有意水準で、 t の値は 2.069 になっている。）。

表 6.2 五十日の平均交通量の増減対比

(単位：%)

OD ペア	7 時 ～ 9 時		9 時 ～ 17 時	17 時 ～ 19 時	19 時 ～ 7 時
		t 値			
OD11	21.12	-9.039	15.28	-9.90	0.57
OD 12	10.91	-9.466	2.76	1.04	7.54
OD 13	0.84	-0.819	-12.56	1.80	4.27
OD 14	2.34	-3.091	-9.76	1.49	0.28
OD 22	11.10	-5.177	-2.81	-2.03	-1.75
OD 23	11.22	-6.919	6.69	-5.36	-1.96
OD 24	22.31	-11.905	19.23	4.83	0.27
OD 33	20.64	-16.066	10.32	5.53	1.74
OD 34	24.35	-16.143	8.19	2.12	4.17

6.5.4 四季変動の影響

(1) 四半期ごとの発生・集中交通量の集計

ここでは、季節または1年間の経済活動が交通のフローパターンに影響を与えるのか否かを検討するため、2005年1月1日から2005年12月31日の1年間を、1月～3月、4月～6月、7月～9月、10月～12月の四半期に分けて交通需要及び道路パフォーマンスの変動分析を行う。まずは、観測データであるオンランプの流入交通量とオフランプの流出交通量に四半期ごとの変化があるのかを見るための集計をした。その結果が図 6.29 から図 6.36 である。

図 6.29 から図 6.32 を見ると、オンランプ交通量は時期に関係なくすべてのゾーンからの交通量と変動係数がほぼ同じである。しかし、図 6.33 から図 6.36 のオフランプ交通量の場合は、傾向は似ているものの時期によって交通量や変動係数の値が異なっている。一般的に図 6.36 に示す10月～12月の交通量が一番多く、特に朝のピークの時間帯が著しく増えている。また、図 6.35 に示す7月～9月の交通量は少なく、特に夜のピークの時間帯が著しく減っている。

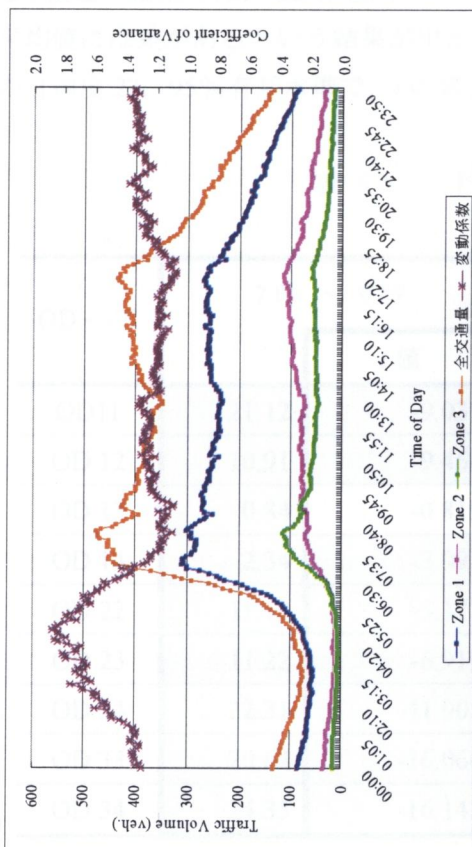


図 6.29 観測オンラインブ交通量と変動係数 (1月～3月)

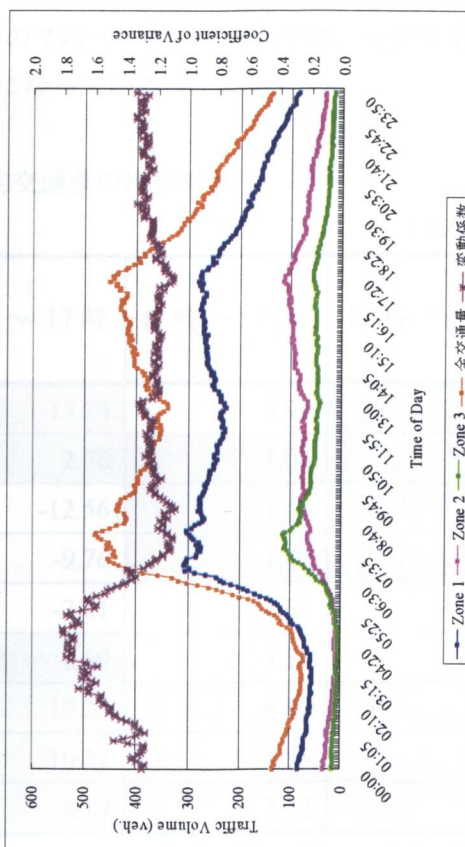


図 6.30 観測オンラインブ交通量と変動係数 (4月～6月)

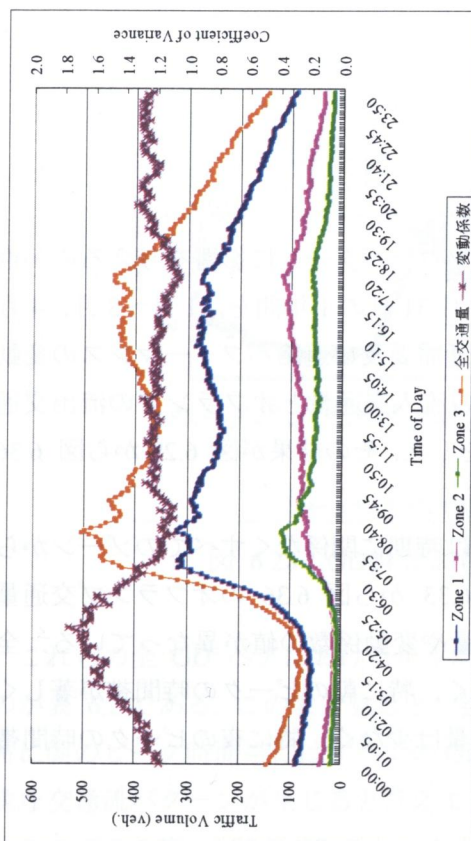


図 6.31 観測オンラインブ交通量と変動係数 (7月～9月)

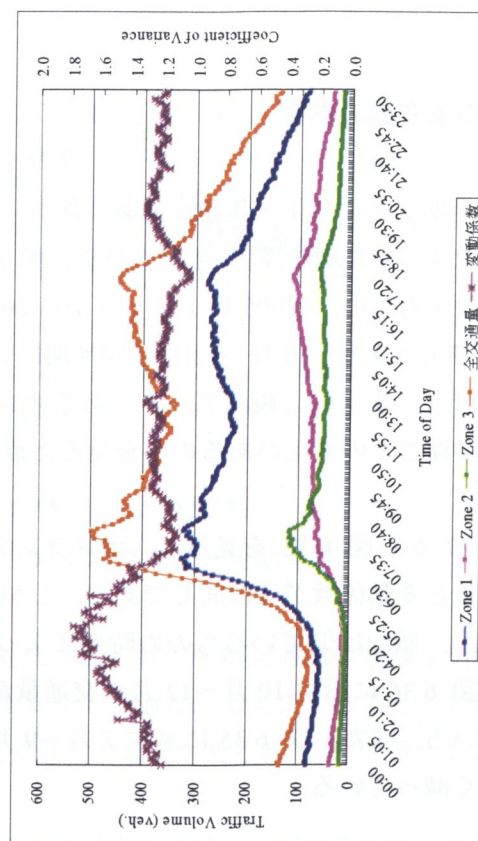


図 6.32 観測オンラインブ交通量と変動係数 (10月～12月)

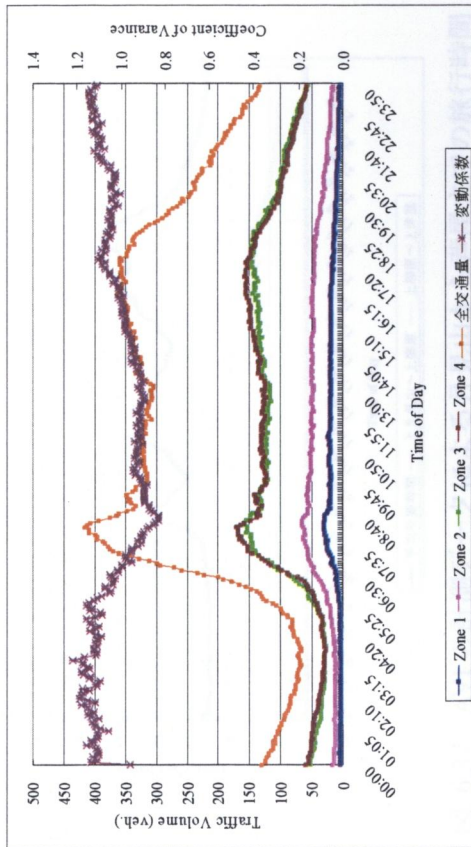


図 6.33 観測オフランプ交通量と変動係数 (1月～3月)

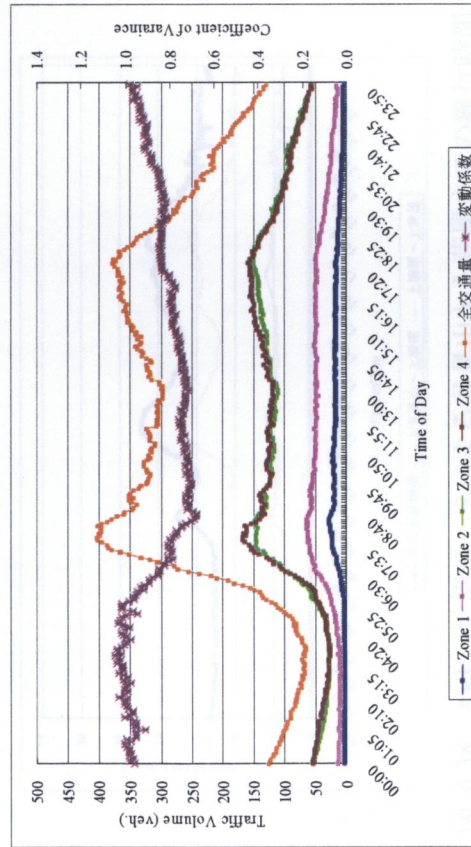


図 6.34 観測オフランプ交通量と変動係数 (4月～6月)

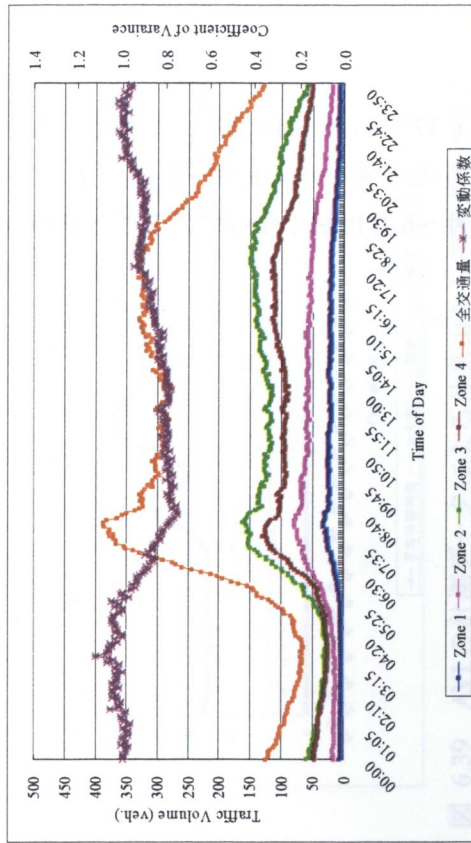


図 6.35 観測オフランプ交通量と変動係数 (7月～9月)

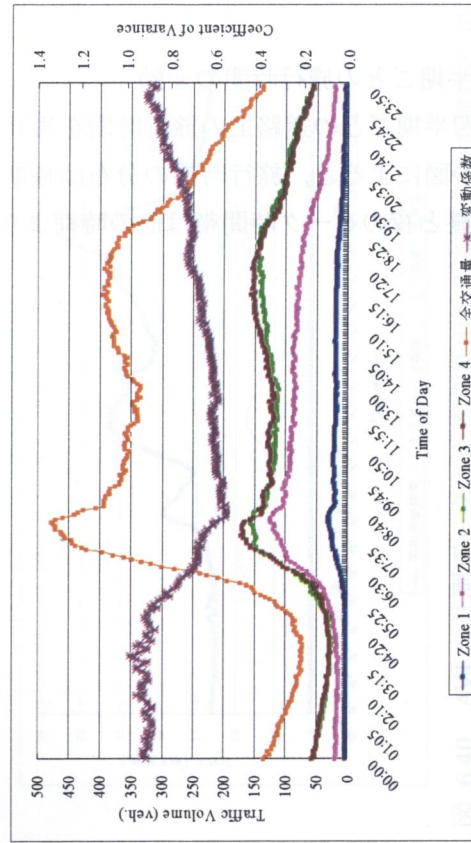


図 6.36 観測オフランプ交通量と変動係数 (10月～12月)

(2) 四半期ごとの旅行時間の変動

次に四半期ごとの道路上の旅行時間を集計した。図 6.37 から図 6.40 がその結果である。これらの図によると、旅行時間の分布は時期によってかなり異なっており、特に、10 月～12 月の昼と夜のピーク時間帯は他の時期より長く、4 月～6 月は短くなっていることがわかる。

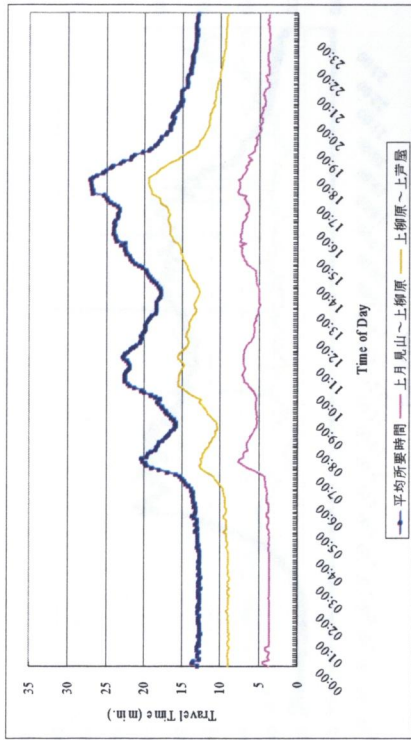


図 6.37 AVI の計測データによる月見山から芦屋までの旅行時間
(1月～3月)

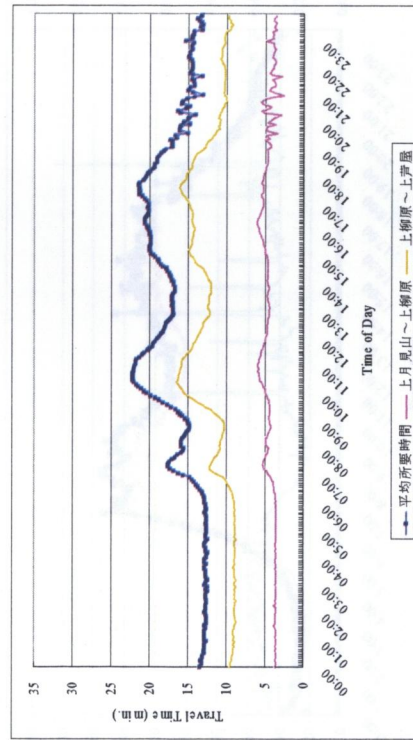


図 6.38 AVI の計測データによる月見山から芦屋までの旅行時間
(4月～6月)

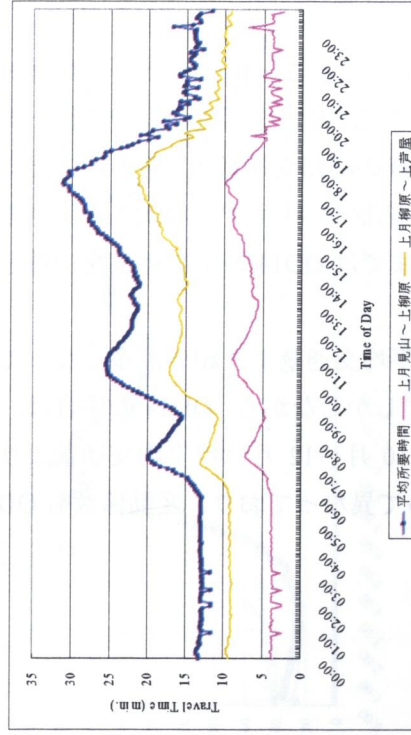


図 6.39 AVI の計測データによる月見山から芦屋までの旅行時間
(7月～9月)

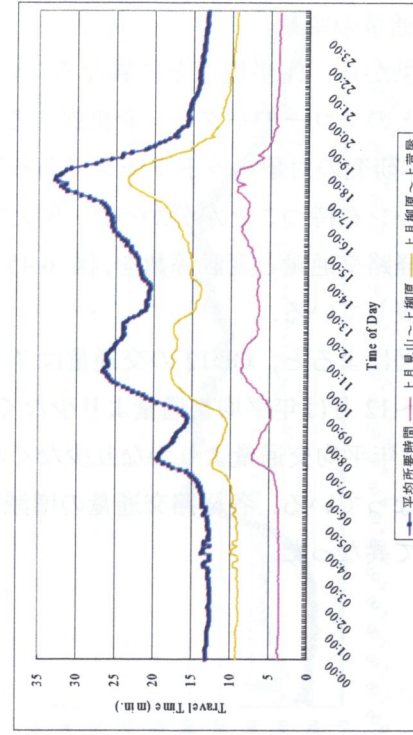


図 6.40 AVI の計測データによる月見山から芦屋までの旅行時間
(10月～12月)

(3) 経路交通量の変動

以上の結果から、四半期ごとに異なるフローパターンが生じることが分かった。具体的な四半期ごとのフローのパターンを把握するため、OD ペア別に推定交通量の集計を行った。その結果、本研究の対象ネットワークである神戸線の各 OD の経路交通量は、四半期ごとに異なるパターンを持つことが分かった。例えば、図 6.41 から図 6.44 までは OD12 の四半期ごとの平均経路交通量と変動係数を、図 6.45 から図 6.48 までは OD14 の平均経路交通量と変動係数を表している。

これらの図によると、OD12 の交通量は 7 月～9 月は年平均交通量より顕著に多くなっており、10 月～12 月は年平均交通量より少なくなっている。しかしながら、OD14 の場合は、7 月～9 月は年平均交通量よりかなり少なくなっており、10 月～12 月は年平均交通量より著しく多くなっている。各経路交通量の増減は時期によって異なっており、変動係数も OD ペアによって異なった。

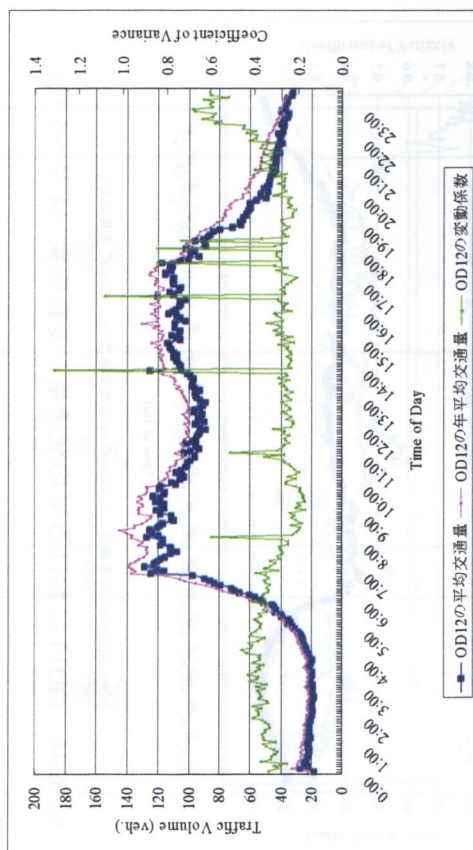


図 6.41 OD12 における平均交通量と変動係数 (1月～3月)

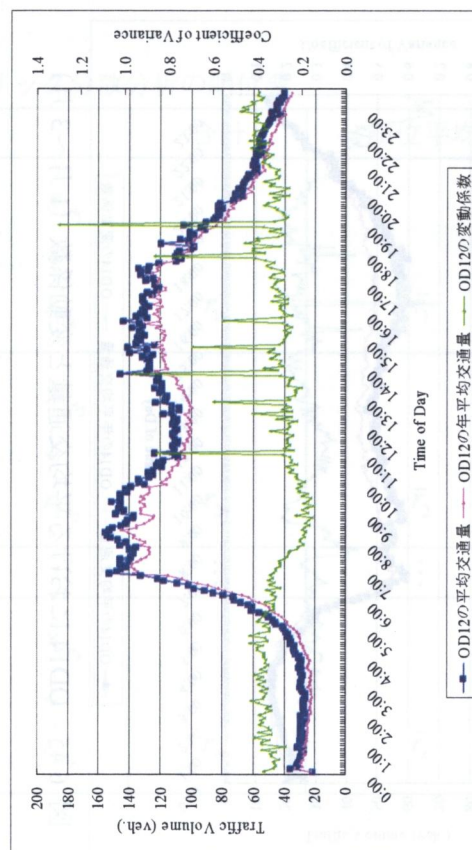


図 6.42 OD12 における平均交通量と変動係数 (4月～6月)

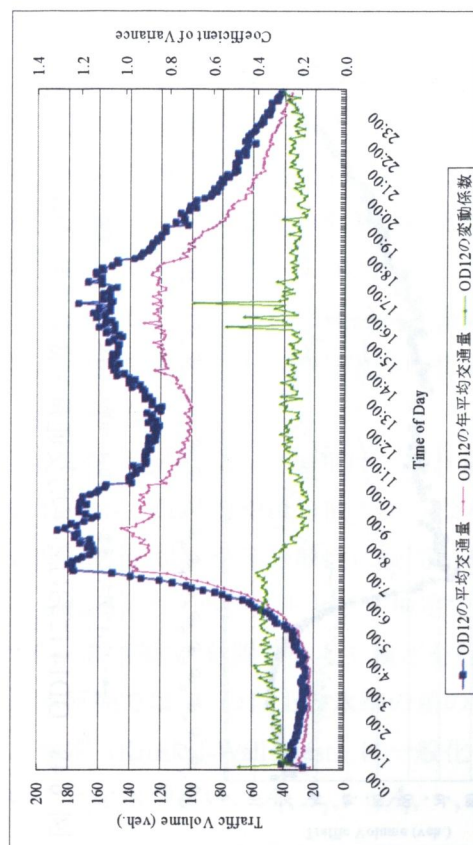


図 6.43 OD12 における平均交通量と変動係数 (7月～9月)

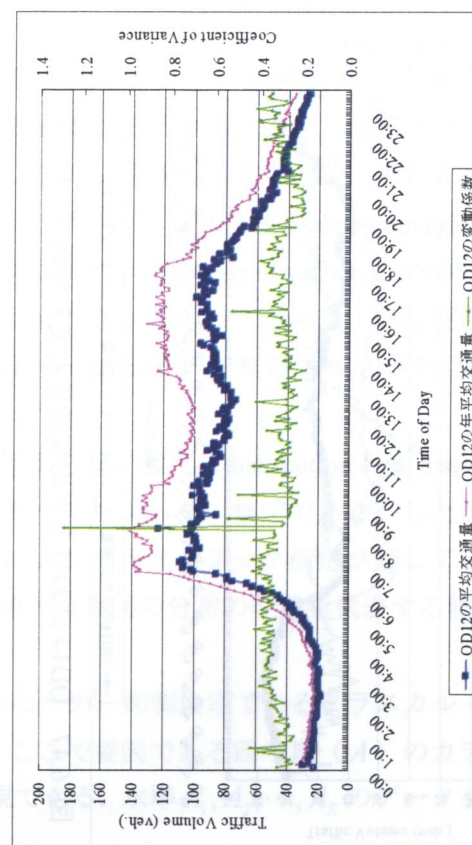


図 6.44 OD12 における平均交通量と変動係数 (10月～12月)

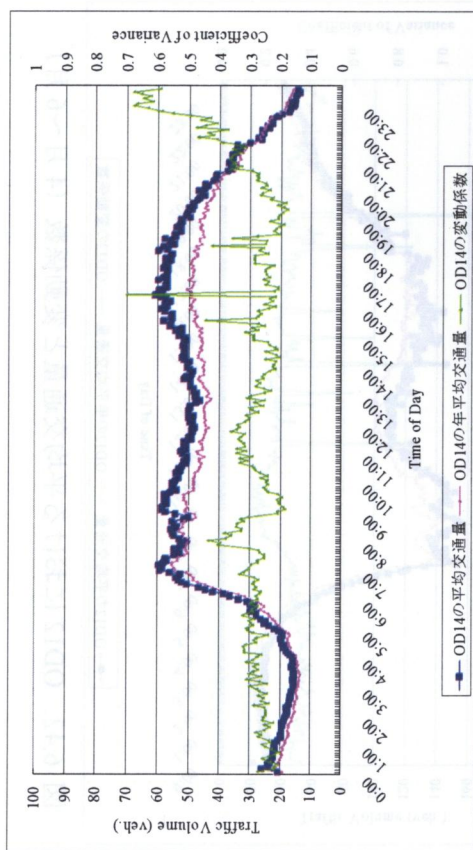


図 6.45 OD14 における平均交通量と変動係数 (1 月～3 月)

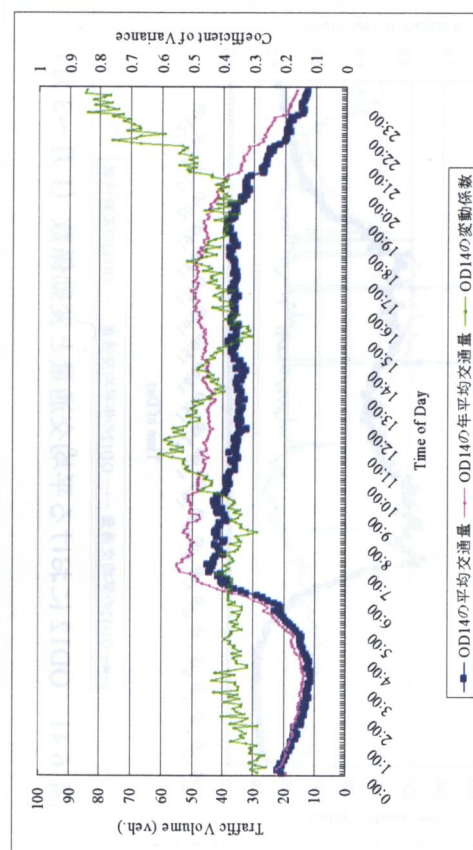


図 6.46 OD14 における平均交通量と変動係数 (4 月～6 月)

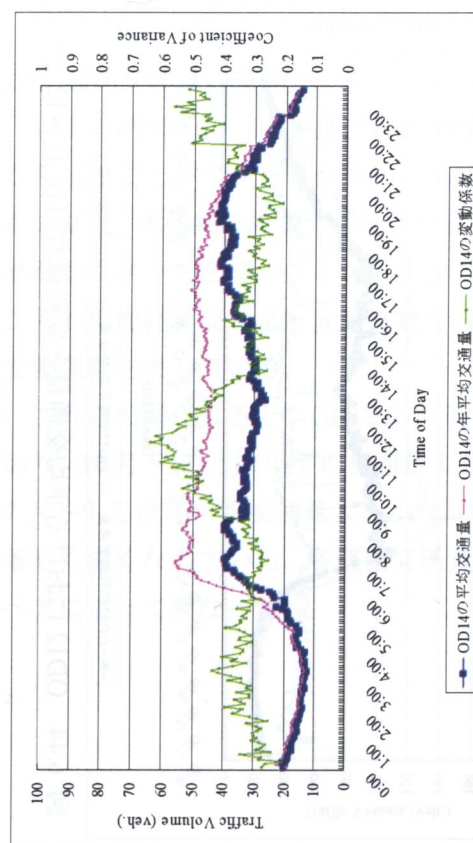


図 6.47 OD14 における平均交通量と変動係数 (7 月～9 月)

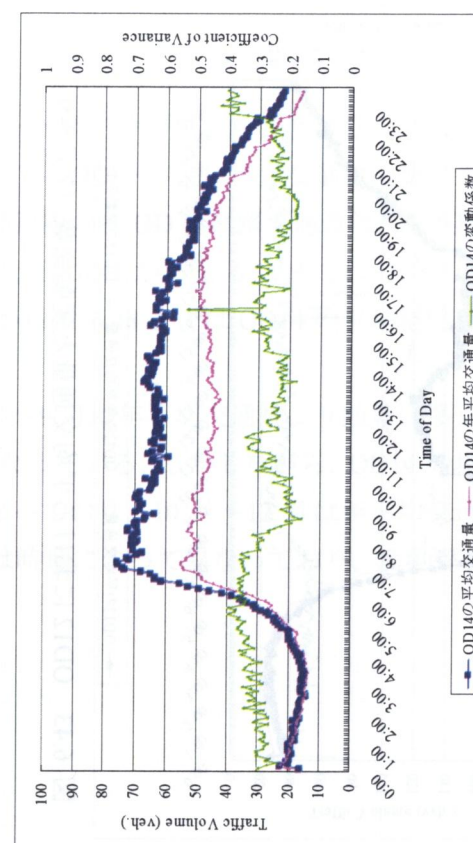


図 6.48 OD14 における平均交通量と変動係数 (10 月～12 月)

以上のグラフで見た限りでは四半期ごとの経路交通量は異なると思われるものの、これらの違いが統計的にも有意であるかを検証する必要があると考えられる。まずは、期ごとに四つのグループを考え、その四つのグループ間の交通量が同じなのか、それとも期ごとの交通量に差があるのかを調べるために、ノンパラメトリック検定 (nonparametric test) を行うことにした。データの特徴上、一元配置の分散分析 (analysis of variance, ANOVA) も考えられるが、それぞれの経路交通量の分散にばらつきが多かったため、一元配置の分散分析での前提条件である等分散性の検定 (test for homogeneity) で棄却されたので、用いることができない。

ノンパラメトリック検定は、統計量の分布によらない検定 (distribution-free test) とも言われるが、母平均や母分散のようなパラメーターにもよらない検定である。したがって、母集団の正規性や等分散性に疑問があるときはノンパラメトリック検定が適していると考えられる。ノンパラメトリック検定では“中央値が母集団の分布の位置を代表する値”となり、“データの順位”を置き換えて検定を行う。

本研究では 3 つ以上の水準の差の検定であるため、両側検定であるクラスカル・ウォリス検定 (Kruskal-Wallis test) に一般化される。ここで要因である四半期 (A) のカテゴリーのことを水準言い、 $A_1, A_2, \dots, A_i, \dots, A_s$ と表現できる。水準 A_1, A_2, \dots, A_s のデータを 1 つにまとめ、小さいほうから順位 r_{ij} をつけてゆく。

表 6.3 ノンパラメトリック分散分析の順位票

			合計	順位平均
水準 A_1	データ 順位	$x_{11} \quad x_{12} \quad \dots \quad x_{1n_1}$ $\downarrow \quad \downarrow \quad \dots \quad \downarrow$ $r_{11} \quad r_{12} \quad \dots \quad r_{1n_1}$	$r_{1\bullet}$	\bar{r}_1
水準 A_2	データ 順位	$x_{21} \quad x_{22} \quad \dots \quad x_{2n_2}$ $\downarrow \quad \downarrow \quad \dots \quad \downarrow$ $r_{21} \quad r_{22} \quad \dots \quad r_{2n_2}$	$r_{2\bullet}$	\bar{r}_2
\vdots	\vdots	$\vdots \quad \vdots \quad \vdots$	\vdots	\vdots
水準 A_s	データ 順位	$x_{s1} \quad x_{s2} \quad \dots \quad x_{sn_s}$ $\downarrow \quad \downarrow \quad \dots \quad \downarrow$ $r_{s1} \quad r_{s2} \quad \dots \quad r_{sn_s}$	$r_{s\bullet}$	\bar{r}_s

各水準では n_1, n_2, \dots, n_s 個の観測値があるとし、観測値の総数を $n = \sum_{i=1}^s n_i$ とすると、順位の総和は

$$1+2+3+\dots+n = \frac{n(n+1)}{2} \quad \text{式 6.2}$$

となり、順位の平均は

$$\frac{\frac{n(n+1)}{2}}{n} = \frac{n+1}{2} \quad \text{式 6.3}$$

となる。そこで、水準 A_1, A_2, \dots, A_s 間に差があるかどうかを調べるためのクラスカル・ウォリス検定統計量 KW_0 は、

$$KW_0 = \frac{12}{n(n+1)} \sum_{i=1}^s n_i \left(\bar{r}_i - \frac{n+1}{2} \right)^2 \quad \text{式 6.4}$$

により求められる。クラスカル・ウォリス検定には、

「仮説 H_0 : 各グループのそれぞれの中央値は互いに等しい」

という仮説が設けられ、式 6.4 の検定統計量が、次の不等式

$$KW_0 \geq \chi_{\alpha-1}^2(\alpha) \quad \text{式 6.5}$$

を満たすならば、有意水準 α % で仮説 H_0 を棄却する。

ここでは、

「仮説 H_0 : 水準である四半期ごとの経路交通量の中央値の間に差はない」

という仮説を設けて、クラスカル・ウォリス検定を行った。その結果が表 6.4 である。

表 6.4 クラスカル・ウォリス検定の検定統計量

	OD11	OD12	OD13	OD14	OD22	OD23	OD24	OD33	OD34
カイ 2 乗	16.52	142.60	287.51	218.47	410.93	205.96	98.83	191.80	37.60
自由度	3	3	3	3	3	3	3	3	3
漸近有意確率	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

表 6.4 の結果から、すべての OD ペアにおいて有意水準 5% で仮説 H_0 は棄却されることがわかる ($\chi_3^2(0.05) = 7.81473$)。すなわち、各 OD ペアにおける四半期ごとの経路交通量は、時期によって交通量の値が異なるといえよう。

さらに、中央値による四半期ごとの差が検定できるメディアン検定 (median test) も試みた。

「仮説 H_0 : 水準である四半期ごとの経路交通量の中央値は互いに等しい」という仮説をもとに検定を行った結果が以下の表 6.5 である。

表 6.5 メディアン検定の検定統計量

	OD11	OD12	OD13	OD14	OD22	OD23	OD24	OD33	OD34
N	1132	1132	1132	1132	1132	1132	1132	1132	1132
中央値	33.00	84.95	51.23	35.61	11.54	42.61	22.86	13.80	37.96
カイ 2 乗	0.44	39.42	353.85	127.25	321.48	59.86	79.96	77.92	3.18
自由度	3	3	3	3	3	3	3	3	3
漸近有意確率	0.933	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.365

この結果からも、OD11 と OD34 を除いた OD ペアが有意水準 5% で仮説 H_0 が棄却され ($\chi^2_3(0.05) = 7.81473$)、大多数の OD ペアは四半期ごとによって中央値も異なることがわかった。

したがって、今までは、道路上の交通政策や交通制御は、朝と夜のピーク時間帯に増加する交通量を考慮して時間帯によって異なる運営が必要であると言われてきたが、さらに四半期によって又は季節別によって OD ペアごとに交通量の変動が違うことも着目すべきであると考えられる。

6.6 交通需要の総量と道路パフォーマンスの関係

今までは、各周辺要因による旅行時間の変動と各経路交通量の変動を分析した。しかしながら、道路のパフォーマンス及び交通需要の変動は単純に一つの要因が作用するのではなく、複数の要因が複合的な影響を与えており、OD ペアによってもその影響の程度は異なると考えられる。本節では、このような複合的な要因を考慮して、交通需要の総量と道路パフォーマンスの変動を把握する。

6.6.1 経路交通量の類似度による交通需要パターンと道路パフォーマンスの関係

道路ネットワークの交通量を構成する各 OD の経路交通量は時々刻々変化しているため、時間帯によって各経路交通量が構成している比率も変化する。本研究の対象ネットワークは 9 つの OD ペアで構成されており、時間帯によって 9 つの OD ペアが構成する交通量の比率も異なると考えられる。したがって、本研究で推定された 5 分間隔の経路交通量を 1 時間ごとに集計し、1 年間の各経路交通量を変数としてクラスター分析を行った。クラスター

分析の結果による各クラスターのケース数を表したのが表 6.6 である。表によると、クラスター5, 6, 7, 9, 11, 13, 14 の7つのクラスターを主に考慮すべきであると考えられる。また、これらの1年間の時間帯別のクラスター分析の結果を日にち順に羅列したのが図 6.49 である。この図ではより見やすくするためにクラスターごとに異なる色付けをした。2005年1月1日は土曜日だったため一番左の下の部分の「土」からデータが始まっている。空欄は観測データの欠損値によって推定ができなかった日である。図を見ると、クラスターは単純に1日の時間帯別（朝、夜のピーク時、昼間、夜中など）に分類されただけではなく、曜日ごとにも異なる傾向が見られ、また、時期別にも異なる傾向が見られる。主に夜の遅い時間から朝の早い時間まではクラスター5が占めており、夜遅い時間帯はクラスター13が分布している。その他、クラスター14は主に1月から3月までに分布して、クラスター6は2月から6月までに、クラスター7は6月から7月までに、クラスター9は9月から12月までに分布しており、クラスター11は1年間に亘って平日の昼間に分布している。

表 6.6 各クラスターのケース数

cluster	ケースの数
1	1
2	1
3	1
4	7
5	2333
6	1248
7	694
8	1
9	733
10	4
11	632
12	1
13	1293
14	1210
15	1
合計	8160

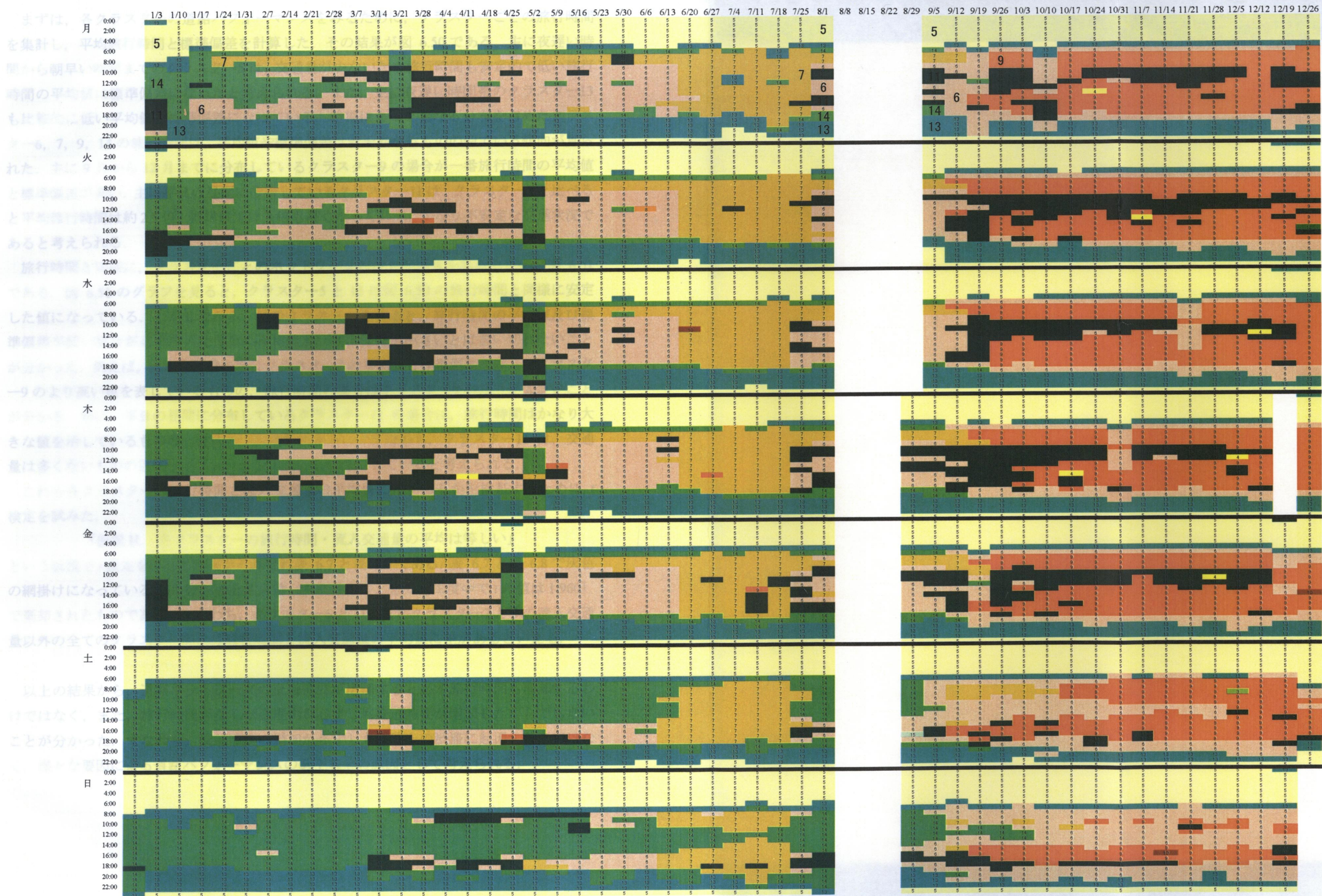


図 6.49 クラスタ分析の結果

まずは、各クラスターの道路パフォーマンスをみるために、クラスターごとの旅行時間を集計し、平均旅行時間と標準偏差を計算した。その結果が図 6.50 である。主に夜遅い時間から朝早い時間までのクラスター5は、交通量が少ないため旅行時間も安定的で低い旅行時間の平均値は標準偏差になったと考えられる。また、主に夜遅い時間帯のクラスター13も比較的に低い平均値と標準偏差になっている。時期によって異なる分布を占めたクラスター6, 7, 9, 14の旅行時間は、平均値や標準偏差は若干異なるものの似ている傾向が見られた。主に9月から12月までに分布しているクラスター9の場合が一番旅行時間の平均値と標準偏差が高い。主に平日の昼間に分布しているクラスター11は、クラスター5と比べると平均旅行時間は約2.5倍、標準偏差は4倍も高くなっており、かなり不安定な交通状況であると考えられる。

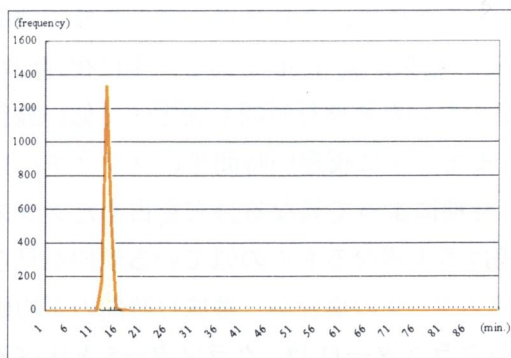
旅行時間と同様に、クラスターごとのネットワークの流入交通量を集計したのが図 6.51 である。図 6.51 のグラフを見ると、クラスター5と13は図 6.50 の旅行時間と同様に安定した値になっている。しかしながら、他のクラスターを見ると、旅行時間の平均値及び標準偏差が低い場合が必ず流入交通量の平均値及び標準偏差が小さいとは言いきれないことが分かった。例えば、流入交通量の場合クラスター7の平均値と標準偏差のほうがクラスター9のより高い値を表しているものの、旅行時間の場合はクラスター9のほうが大きいことが分かる。特に、平日の昼間に分布しているクラスター11の場合は、旅行時間はかなり大きな値を示しているものの、交通量は比較的に小さい。すなわち、クラスター11は、交通量は多くないものの道路のパフォーマンスはかなり低下していると考えられる。

これら各クラスターの旅行時間と流入交通量の平均値に差があるかを検証するために t 検定を試みた。

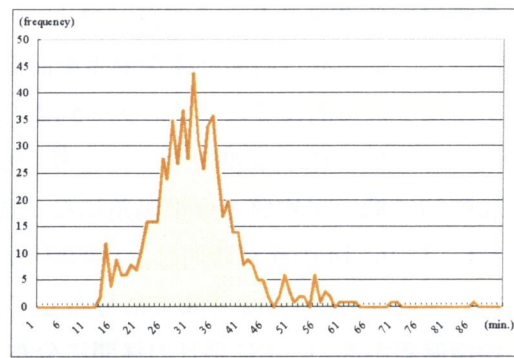
「仮説 H_0 : 各クラスターの旅行時間・流入交通量の平均は等しい」

という仮説で t 検定を行った結果がそれぞれ表 6.7 と表 6.8 である。表 6.7 と表 6.8 で灰色の網掛けになっているのは95%の有意水準（両側検定のときの自由度 ∞ で t の値は1.960）で棄却されたものである。すなわち、クラスター6と11、またクラスター7と9の流入交通量以外の全てのクラスター間には旅行時間と流入交通量の平均値に差があるといえる。

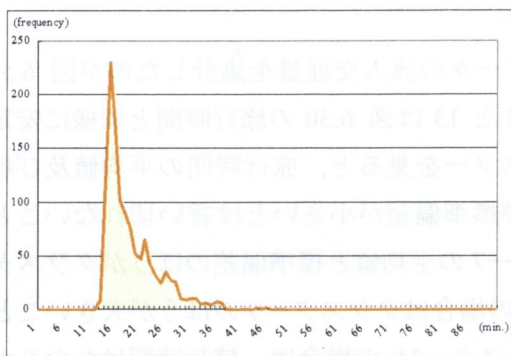
以上の結果から、道路ネットワークの交通需要が増加すると必ず旅行時間も増加するわけではなく、また、旅行時間が長くなる理由が必ずしも交通需要が増加したからでもないことが分かった。すなわち、交通需要の増加が必ずしも道路上の渋滞に起因するのではなく、様々な要因による道路パフォーマンスの低下もその原因として考えられる。



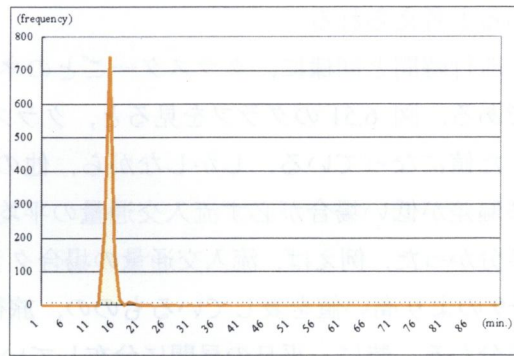
cluster 5, ($\mu : 12.83$, $\sigma : 2.29$)



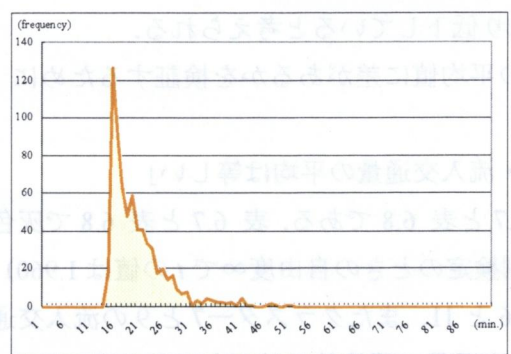
cluster 11, ($\mu : 31.07$, $\sigma : 9.11$)



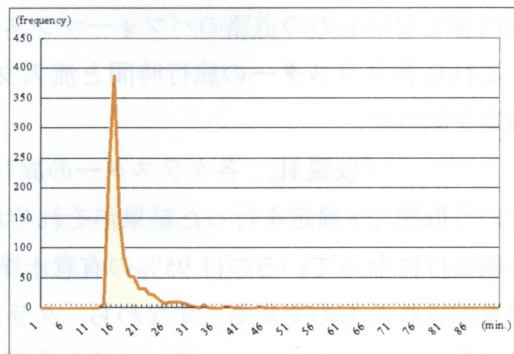
cluster 6, ($\mu : 18.90$, $\sigma : 5.81$)



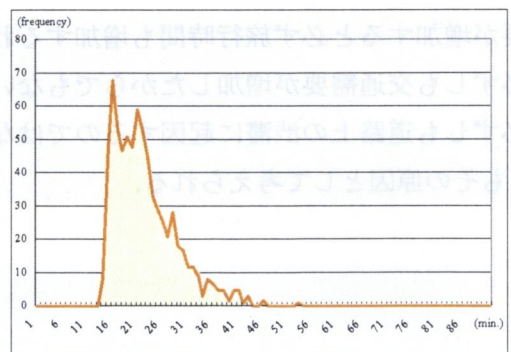
cluster 13, ($\mu : 14.01$, $\sigma : 3.51$)



cluster 7, ($\mu : 19.62$, $\sigma : 6.04$)

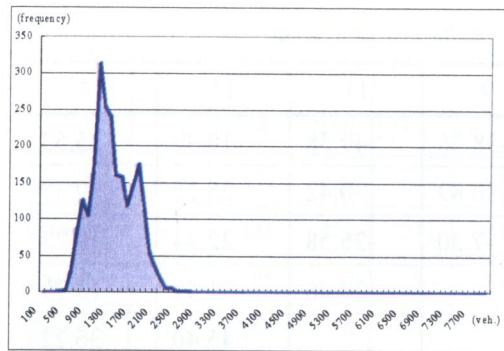


cluster 14, ($\mu : 16.83$, $\sigma : 5.12$)

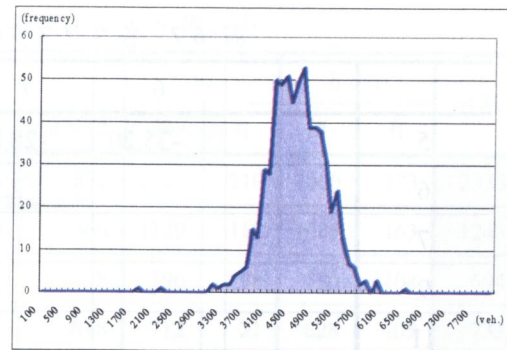


cluster 9, ($\mu : 22.01$, $\sigma : 6.29$)

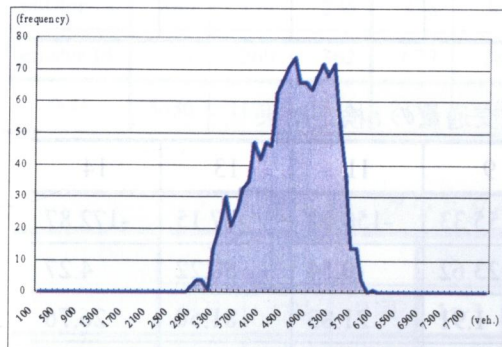
図 6.50 クラスターごとの平均旅行時間



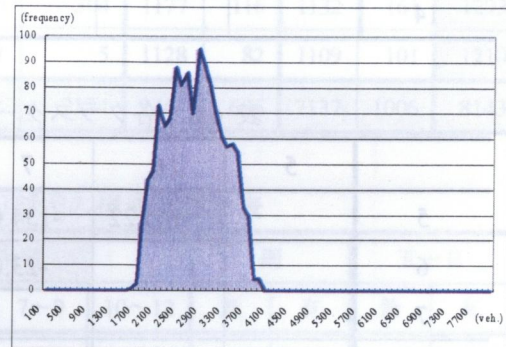
cluster 5, ($\mu : 1285.5$, $\sigma : 378.0$)



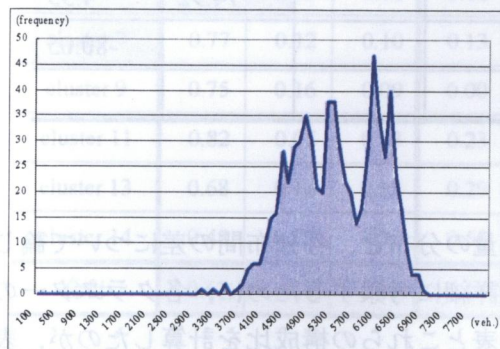
cluster 11, ($\mu : 4532.2$, $\sigma : 507.3$)



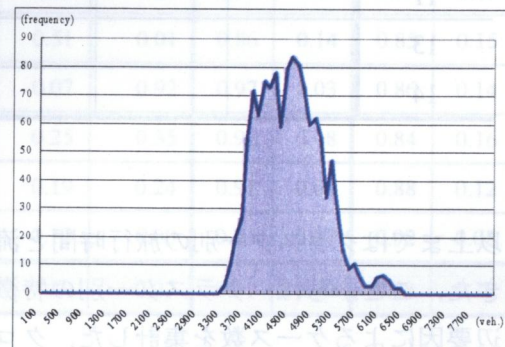
cluster 6, ($\mu : 4517.4$, $\sigma : 633.4$)



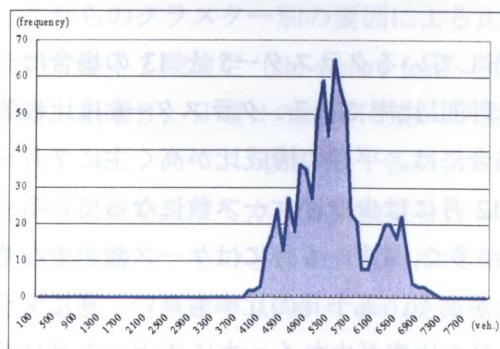
cluster 13, ($\mu : 2689.0$, $\sigma : 506.1$)



cluster 7, ($\mu : 5299.4$, $\sigma : 758.0$)



cluster 14, ($\mu : 4414.0$, $\sigma : 567.6$)



cluster 9, ($\mu : 5227.7$, $\sigma : 653.6$)

図 6.51 クラスターごとの平均流入交通量

表 6.7 各クラスターの旅行時間の t 検定結果

	5	6	7	9	11	13	14
5		-35.20	-28.87	-38.56	-49.58	-10.39	-25.53
6			2.54	-10.89	-30.42	25.25	9.37
7				-7.30	-26.58	22.34	10.23
9					20.96	31.51	18.79
11						45.40	36.22
13							15.68
14							

表 6.8 各クラスターの流入交通量の t 検定結果

	5	6	7	9	11	13	14
5		-165.22	-134.62	-155.33	-150.02	-87.15	-172.87
6			-23.06	-23.62	-0.54	80.22	4.27
7				1.91	21.83	81.50	26.76
9					22.11	90.85	27.92
11						74.92	4.55
13							-80.05
14							

以上まではクラスター別の旅行時間と流入交通量の分布と、各分布間の差について論じてきた。ここからは、クラスター別の特徴をより詳細に考察するために、各クラスターの周辺要因によるケース数を集計した。クロス集計表とこれらの構成比を計算したのが、表 6.9 と表 6.10 である。これらの表によると、各要因を構成するケース数はクラスターによって異なる値を示しており、構成比率も異なる。

1 年に亘って交通量が少ない時間帯に均等に分布しているクラスター 5 と 13 の場合は、各要因を構成しているケースの数が年平均値とほぼ同じ比率である。クラスター 6 は比較的に 4 月～6 月に高い比率を示す。クラスター 7 の場合には、平日の構成比が高く主に 7 月～9 月に分布して、比較的に雨の日が多く、10 月～12 月には少ないケース数になっている。クラスター 9 の場合には、10 月～12 月にケース数が多く、4 月～6 月にはケース数が少なく雨の日も少ない。クラスター 11 は、平日の構成比が高く、五十日の比率も高い。逆にクラスター 14 は土曜日と日曜日の構成比が高く五十日の比率が少なく、主に 1 月～3 月に分布して 10 月～12 月の分布は少ないことが分かる。

表 6.9 クラスターと周辺要因のクロス集計表

	曜日			四半期				雨		五十日		合計
	平日	土曜	日曜	1～3	4～6	7～9	10～12	無	有	無	有	
cluster 5	1490	354	489	649	628	464	592	2123	210	2060	273	2333
cluster 6	878	141	229	221	455	206	366	1129	119	1085	163	1248
cluster 7	537	85	72	88	244	354	8	596	98	590	104	694
cluster 9	551	114	68	1	4	50	678	712	21	628	105	733
cluster 11	521	32	79	148	102	161	221	582	50	533	99	632
cluster 13	880	177	236	378	366	245	304	1177	116	1132	161	1293
cluster 14	579	269	362	673	381	151	5	1128	82	1109	101	1210
合計	5436	1172	1535	2158	2180	1631	2174	7447	696	7137	1006	8143

表 6.10 クラスターの周辺要因の構成比集計表

	曜日			四半期				雨		五十日	
	平日	土曜	日曜	1～3	4～6	7～9	10～12	無	有	無	有
cluster 5	0.64	0.15	0.21	0.28	0.27	0.20	0.25	0.91	0.09	0.88	0.12
cluster 6	0.70	0.11	0.18	0.18	0.36	0.17	0.29	0.90	0.10	0.87	0.13
cluster 7	0.77	0.12	0.10	0.13	0.35	0.51	0.01	0.86	0.14	0.85	0.15
cluster 9	0.75	0.16	0.09	0.00	0.01	0.07	0.92	0.97	0.03	0.86	0.14
cluster 11	0.82	0.05	0.13	0.23	0.16	0.25	0.35	0.92	0.08	0.84	0.16
cluster 13	0.68	0.14	0.18	0.29	0.28	0.19	0.24	0.91	0.09	0.88	0.12
cluster 14	0.48	0.22	0.30	0.56	0.31	0.12	0.00	0.93	0.07	0.92	0.08
合計	0.67	0.14	0.19	0.26	0.27	0.20	0.27	0.91	0.09	0.88	0.12

これらのクラスター別の要因による比率の差を統計的に検証するため、クロス集計表を用いてカイ 2 乗検定 (chi-square test) を試みる。まずは、要因の一つである曜日を考慮し、平日、土曜日、日曜日の比率に差があるかを検定するため、

「仮説 H_0 : 各クラスターの曜日の構成比は等しい」

という仮説を設けてカイ 2 乗検定を行った結果が表 6.11 である。結果によると、検定統計量が 375.89 で、そのときの有意確率は 0.000 になっている。したがって、有意水準を $\alpha=0.05$ とすると、有意確率 $0.000 < \alpha=0.05$ より仮説 H_0 は棄却される。つまり、クラスターごとの曜日の比率は異なることが分かる。このようなクラスターごとの比率の差をより詳細に分析するため、クラスターを 2 つずつにカイ 2 乗検定を試みた。

「仮説 H_0 : 2 つのクラスターの曜日の構成比は等しい」

という仮説で検定を行い、その結果をまとめたのが表 6.12 である。表によると、2 つのペア、クラスター6 と 13 とクラスター7 と 9 の以外の全ペアは棄却され、曜日の構成比には差があることが分かった。

表 6.11 クラスターの曜日比率のカイ 2 乗検定結果

	値	自由度	漸近有意確率（両側）
Pearson のカイ 2 乗	375.89	12	0.000
尤度比	389.81	12	0.000
有効なケースの数	8143		

表 6.12 2 つずつのクラスターの曜日比率のカイ 2 乗検定結果

	5	6	7	9	11	13	14
5		0.000	0.000	0.000	0.000	0.038	0.000
6			0.000	0.000	0.000	0.184	0.000
7				0.178	0.000	0.000	0.000
9					0.000	0.000	0.000
11						0.000	0.000
13							0.000
14							

同様に、四半期の構成比率についても検証を行った。全クラスターにおけるカイ 2 乗検定の結果が表 6.13 に、2 つずつのクラスターにおける検定の結果を表 6.14 に示している。表によると、クラスターの四半期比率には差があり、クラスター2 つずつの間にも、クラスター5 と 13 以外には全部差があるという結果になっている。また、表 6.15 と表 6.16 によると、各クラスターの雨天時や五十日の構成比率も差があることが分かる。

表 6.13 クラスターの四半期比率のカイ 2 乗検定結果

	値	自由度	漸近有意確率（両側）
Pearson のカイ 2 乗	3107.43	18	0.000
尤度比	3249.67	18	0.000
有効なケースの数	8143		

表 6.14 2 つずつのクラスターの四半期比率のカイ 2 乗検定結果

	5	6	7	9	11	13	14
5		0.000	0.000	0.000	0.000	0.437	0.000
6			0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
7				0.000	0.000	0.000	0.000
9					0.000	0.000	0.000
11						0.000	0.000
13							0.000
14							

表 6.15 クラスターの雨天時比率のカイ 2 乗検定結果

	値	自由度	漸近有意確率 (両側)
Pearson のカイ 2 乗	65.51	6	0.000
尤度比	71.31	6	0.000
有効なケースの数	8143		

表 6.16 クラスターの五十日比率のカイ 2 乗検定結果

	値	自由度	漸近有意確率 (両側)
Pearson のカイ 2 乗	32.91	6	0.000
尤度比	34.14	6	0.000
有効なケースの数	8143		

以上により、交通需要は複数の様々な要因の複合的な作用によって変動し、各要因による変動の程度も異なる。また、道路のパフォーマンスの低下は、単なる発生交通量の総量が増加したためとは言い切れず、経路交通量の構成比によっても左右されることが分かった。したがって、道路上のより効率的な交通管理を行うためには、交通管制方策を模索する際に、このような交通需要の変動とその程度を十分考慮しなければならないと考えられる。

6.7 結語

本章では、本研究で提案した DCLS-TGV モデルを用いて経路交通量を推定し、推定され

た交通量に基づいて交通需要の変動と道路パフォーマンスの変動を分析した。最近の飛躍的な機器・通信の発達により道路上の交通データがリアルタイムで収集・利用が可能になっているものの、観測地点データでは交通フローの特性を把握するのに限界があることが分かった。より正確な交通需要の変動を分析するためには、DCLS-TGV モデルのような動的推定モデルを用いて推定された経路交通量を利用するのが望ましいということが検証された。また、本モデルは事前確率を予め決定する必要がないため、時間、曜日、季節などによって敏感に変化する経路・目的地選択確率をより正確に反映することが可能であり、様々な周辺要因による交通需要の変動を考察するのに適切であると考えられる。

本研究で周辺要因による交通需要の変動について得られた知見を要約すると以下のようである。

- [1] 年平均所要時間及び経路交通量は曜日（平日、土曜日、日曜日及び休日）によって顕著な差があり、目的地選択確率も曜日によって異なる傾向が見られた。平日は朝、昼、夜のピーク時が著しく、土曜日と日曜日及び休日には平日と比べて夜遅い時間に交通需要が多いことが分かった。
- [2] 雨の日は、道路のパフォーマンスは低下して所要時間は長くなったものの、経路交通量の増加は見られなかった。しかし、統計的に年平均交通量とは異なるという結果になり、交通需要は変動することが分かった。
- [3] 五十日は、所要時間、経路交通量ともに増加し、年平均交通量とは等しくないことが統計的に検証された。すなわち、関西ではまだ五十日の習慣が残って、五十日の交通量の増加によって交通渋滞が発生すると考えられる。
- [4] 時期（四半期）による所要時間と経路交通量は、顕著に異なるパターンを示しており、ODによって増加や減少する時期は異なった。四半期ごとの各経路交通量が等しくないことは統計的に検証された。

しかし、実際道路の交通量は複数の経路交通量がお互いに、複数の要因が複雑に影響を与えていると考えられる。それゆえ、交通需要の総量を用いて、経路交通量の構成比によるクラスター分析を行い、各クラスターの特徴について考察した。各クラスターには一日の時間帯、曜日、時期、そして、天気、商習慣（五十日）などの複数の要因が影響を与えており、その影響の程度が異なることも統計的に検証した。

今までの交通管制方策は、既に発生した交通渋滞を解消するための方案や、一日の時間帯を考慮した朝、夜のピーク時の渋滞防止対策を設けることが多かった。しかしながら、本研究の結果によると、道路パフォーマンスや交通需要は周辺の要因によって敏感に変動する。したがって、長期的な眼目を持ってより効率的で安定的な交通管制方策を立てるためには、当該道路の交通需要変動をネットワークのフローとともに把握して考察することが必要不可欠であると考えられる。

本章では要因別の交通需要と道路パフォーマンスの変動を考察したものの、要因による交通需要とパフォーマンスの関係については明確に分析を行っていない。また、本研究で言及している変動についても定量化することでより具体的な交通管制方策の対案を提示することができると考えられる。最後に、本章で挙げられた周辺要因以外に考えられる要因についての追加分析も必要である。

第6章 参考文献

- Chung, E., O. Ohtani, H. Warita, M. Kuwahara and H. Morita (2006) Does weather affect highway capacity? 5th International Symposium on Highway Capacity and Quality of Service, Volume 1 Country Reports and Special Session Papers, 139-146
- Hassan, Y. A. and D. J. Barker (1999). The impact of unseasonable or extreme weather on traffic activity within Lothian region, Scotland. *Journal of Transport Geography* 7, 209-213
- Highway Capacity Manual (1985), Special Report 209, Transportation Research Record, TRB
- Keay, K. and I. Simmonds (2005). The association of rainfall and other weather variables with road traffic volume in Melbourne, Australia, *Accident Analysis and Prevention*, 37, 109-124
- Tanabe, J., T. Okubo and T. Matsuo (2003). Development and Possibility of Data Warehouse on Traffic Control. Proceedings of the 27th Conference on Infrastructure Planning, CD-ROM (*in Japanese*)
- Tanaka, Y., Y. Murakami, H. Inoue, M. Kuwahara, H. Akahane and H. Oneyama (2001). A study on OD volume variation of the Metropolitan expressway. *Traffic Engineering*, Vol. 36(1), 49-58 (*in Japanese*).
- Warita, H., H. Okamura, H. Morita and M. Kuwahara (2006). Analysis of Road Potential and Bottlenecks Based on Percentile Speed. 5th International Symposium on Highway Capacity and Quality of Service, Volume 2 Technical Papers, 299-307
- 石村貞夫 (1995) 分散分析のはなし. 東京図書, pp. 287-316.
- 石村貞夫 (1999) SPSS による統計処理の手順. 東京図書, pp. 102-107, 178-203.
- 石村貞夫 (2005) 統計分析のはなし. 東京図書, pp. 247-250.

第7章 結論

7.1 本研究の成果

本研究では、より効率的で実効性の高い交通管制の実現に資することをめざし、時々刻々変動する起終点別の交通需要を高精度かつ詳細に把握する方法論を構築している。そのために、車両検知器などによりリアルタイム観測されている様々な情報を用い、動的な経路交通需要を推定する手法を構築するとともに、推定精度や入力情報誤差の影響など実用性に関する検証を行った。また、本研究で提案した経路交通量推定モデルは、経路選択に関する事前確率を与えることなく経路交通量を推定可能という特徴を持つが、この特徴を活かし、都市高速道路における動的な交通情報提供政策を例にとって経路交通量と提供情報の関連性を分析し、情報による経路誘導効果を評価している。さらに、近年、観測交通データが常時蓄積されていることを背景に、1年分の観測交通データにより動的経路交通量推定を行い、道路交通需要を変動させ得る様々な要因の影響を統計的に分析した。

本研究の各章で得られた成果をまとめると以下のとおりである。

第2章では、既往研究の内容に踏まえて、本研究の位置づけを以下のように設けた。

- [1] オンライン観測交通データを用いて事前確率を先に決める必要がない、動的経路交通量推定モデルを構築する。
- [2] ここで構築した動的経路交通量推定モデル及びそのモデルから推定された経路交通量を用いて、交通管制方策の評価及び考察における活用案を提示する
- [3] まず、動的経路交通量を用いた交通情報提供の効果評価について論じる。動的経路交通量推定モデルを用いて交通現象を推定して、逆解析手法に基づいて現在の交通状況（果）に起因する交通管制方策（因）を分析・評価する。
- [4] 交通管制方策の導入・実行を行う前に考察すべきである交通需要の変動について分析を行う。交通需要の変動は周辺要因によって異なるため、要因と要因による変動の程度を明らかにする。

第3章では、逐次推定法に基づいて動的経路交通量推定モデルを構築した。その結果を要約すると以下のようである。

- [1] 逐次推定法に基づいて、リンク利用率を事前に決定しておく必要がなく、任意の時間間隔で、経路ごとのオンライン推定が可能なモデルである。
- [2] 発生地別リンク交通量とともに流入/発生交通量の推定が可能なモデルである。高速道路の流入交通量、または一般街路の発生交通量を未知変数とすることで、交通量があ

まり観測されていない一般街路のようなネットワークにも適用が容易である。また観測値に欠測値がある場合にも推定可能なモデルである。

- [3] DCLS-TGV モデルの場合、観測値に誤差があるときにも交通量の推定が可能であり、誤差が多く存在する一般街路のようなネットワークに対しても本モデルの優位性が現れると期待される。
- [4] DCLS-TGV モデルは、DCLS-NNC モデルの有する最大の特徴である、経路交通量の動的な推定が可能な点を継承している。すなわち、様々な経路管制方策について、当該方策の効果をネットワーク交通量の変化により把握することができる。また、推定された経路交通量を利用することで、道路ネットワーク上で時々刻々変化する交通需要を把握することができるため、交通需要の変動に応じた効果的な交通政策や交通管制の考察が可能になると考えられる。

第 4 章では、道路ネットワークにおける動的経路交通量推定モデルのパフォーマンス検証を行った。そこで、得られた成果をまとめると以下のようなものである。

- [1] 仮想線形ネットワークにおける動的経路交通量の推定結果から、モデルの基本的な性能として、精度良く推定ができること、観測誤差によって推定精度が低下することが分かった。また、リンク交通量に観測誤差を付与するより流入交通量に付与したほうが推定精度には悪影響を与えていることも分かった。
- [2] DCLS-TGV モデルと DCLS-NNC モデルとの推定結果を比較・分析して、DCLS-TGV モデルのほうが観測誤差に有効であるという結果が得られた。
- [3] また、DCLS-TGV モデルは複数経路が存在するネットワークにおける経路別交通量の推定が可能であることが検証できた。線形ネットワークにおける分析の結果と同様に、観測誤差は推定精度に悪影響を及ぼすことも分かった。さらに、本モデルの構造の特徴上、リンクの流入部や流出部より中央部の交通検知器から収集したデータのほうが推定精度を高めることが確認できた。
- [4] 最後に、実道路ネットワークを用いてモデルの実用性の検証を行った。推定された経路交通量と起終点調査交通量を比較・分析を行った。OD 間の距離が短い場合は二つの交通量の相関は大きかったものの、OD 間の距離が長いと相関が小さかった。このような結果の原因としては、DCLS-TGV モデルの構造上の問題点と、起終点調査交通量の誤差が考えられる。しかし、この結果から本モデルは実道路ネットワークにも適用可能であることが確認できた。

第 5 章では、逆解析に基づいて、動的経路交通量を用いて交通情報提供の効果を評価した。その結果、得られた知見は以下のようなものである。

- [1] 経路比較情報はドライバーの経路選択に影響を及ぼしていると考えられる。交通渋滞が生じて長い所要時間の情報が提供されている時刻では、その渋滞地点を通る経路交通量も減少している。
- [2] 突発事象などによる、平常時とは異なる渋滞交通情報が提供された場合、渋滞が生じ

た経路の交通量は減少しており、経路選択の回避傾向が見られた。一方、代替道路の交通量は増加しており、交通情報により代替道路を選択したと考えられる。

- [3] 様々な交通情報がドライバーの経路選択に及ぼす影響の有意性を統計的に検証した結果、両経路の所要時間情報、故障、9km以上の渋滞長が95%の有意水準で採択された。

第6章では、動的経路交通量を用いて交通需要の変動分析の考察を行った。この章から得られた成果は以下のようである。

- [1] 年平均所要時間及び経路交通量は曜日（平日、土曜日、日曜日及び休日）によって顕著な差があり、目的地選択確率も曜日によって異なる傾向が見られた。平日は朝、昼、夜のピーク時が著しく、土曜日と日曜日及び休日には平日と比べて夜遅い時間に交通需要が多いことが分かった。
- [2] 雨の日は、道路のパフォーマンスは低下して所要時間は長くなったものの、経路交通量の増加は見られなかった。しかし、統計的に年平均交通量とは異なるという結果になり、交通需要は変動することが分かった。
- [3] 五十日は、所要時間、経路交通量ともに増加し、年平均交通量とは等しくないことが統計的に検証された。すなわち、関西ではまだ五十日の習慣が残って、五十日の交通量の増加によって交通渋滞が発生すると考えられる。
- [4] 時期（四半期）による所要時間と経路交通量は、顕著に異なるパターンを示しており、ODによって増加や減少する時期は異なった。四半期ごとの各経路交通量が等しくないことは統計的に検証された。

以上、本研究で得られた成果について述べた。本研究は、新たな動的経路交通量推定モデルを構築することとともに、その動的経路交通量推定モデルと推定された動的経路交通量の活用案として、交通管制方策の評価及び考察に利用することを提案した。しかし、ここで言及した内容はその活用案のほんの一部分に過ぎない。異なる観点から考えるとより広い分野で様々な交通管制方策の評価及び考察に用いることが可能であると期待できる。

7.2 今後の課題

本研究において得られた個々の知見を踏まえて、より効率的な交通管制方策を運営するのに役に立てるために、さらに多くの検討を要すると考えられる。異なるアプローチによる今後の研究の方向性を示す。

- [1] 本研究で構築した動的経路交通量推定モデルは豊富なデータを前提としており、対象ネットワークの全リンクからの観測交通データを求めている。高速道路の場合は、一定の距離を持って交通検知器が設置されているため、交通データの収集が容易である

ものの、一般街路の場合、全リンクの交通データの収集は難しいのが現実である。その一方、最先端の機械及び通信技術の発展により、道路ネットワーク上に ETC やプローブカーなどの新たなシステムが導入されつつある。まだ、個人のプライバシーの確保に関する問題などは残されているものの、それらの最先端交通データが使われるようになると、より精度の高い経路交通量の推定が可能であると期待できる。したがって、ETC やプローブカーデータの活用に関する考察も必要である。

- [2] 本研究で構築した動的経路交通量推定モデルは逐次推定手法に基づいている。一方、一括推定法は逐次推定法が持っている短所が解決できるため、一括推定法も考慮する必要があると考えられる。したがって、逐次推定法と一括推定法による推定結果の相違の議論及び逐次推定法と一括推定法を合併させたモデルの開発なども考えられる。
- [3] 本研究では交通管制方策の評価として、交通情報提供の効果評価に関する考察を行った。道路上には流入制御や ETC システムなど様々な交通管制方策が行われており、本研究で提案した逆解析に基づいた評価方法を用いると、これらの方策の効果を客観的に評価できると考えられる。
- [4] 交通需要と道路パフォーマンスの変動は、若干一緒にしがちであるものの、本研究の結果によると、例えば交通需要が多くても道路パフォーマンスが低下しない場合も、交通需要は少なくとも道路パフォーマンスが低下してしまう場合があることが分かった。しかし、まだこれら交通需要と道路パフォーマンスの変動の関係が明確にされておらず、特に、周辺要因による変動は分析されていないため、今度の課題として行いたい。
- [5] 本研究では、周辺要因として時間、曜日、時期（四半期）、天気、商習慣などによる交通需要の変動を考察した。しかし、これら以外にも様々な要因が考えられると思われる。例えば、ドライバーの属性として、男女、貧富、緊急性、出身なども要因として考えられるし、車種ごとに、また車種の構成比も要因として考えられる。交通管制方策を導入するときにこれらの要因を必要に応じて考察することも重要であると考えられる。
- [6] 本研究で考察した様々な交通需要の変動を定量化すると、交通管制方策の導入・実施を考慮する際には良い基準値になると思われる。
- [7] 交通管制方策が評価されたネットワークにおいて、さらに交通需要と道路パフォーマンスの変動分析を行うと、現在行われている交通方策のより効率的な運営方案が提案できると考えられる。

【 謝辞 】

謝辞を書くにあたり白い紙を目の前にすると、日本での 7 年間の留学生活が走馬灯のように駆け巡った。異国で味わう様々な戸惑いや苦悩に涙することもあったが、それ以上の喜びや達成感を得えた。またそこには多くの人々との出会いもあった。

まず始めに、誰よりも（社）システム科学研究所会長の飯田恭敬先生（京都大学名誉教授）へ感謝の念を申し上げたい。縁もゆかりもない筆者を、先生の学生として受け入れてくださって、博士課程修了までご指導くださった。韓国には昔から「君師父一体（君主と師と父親の恩は等しい）」という諺があり、飯田先生はこの言葉を彷彿させてくださる存在だ。先生からは、学問もさることながら、人としての教えを請う多くの機会に恵まれた。

また、京都大学大学院工学研究科の宇野伸宏助教授、京都大学大学院工学研究科の倉内文孝助手の両氏にも感謝の念を申し上げたい。「知識は所有するのではなく、共有するもの」という教えを体現し、学生に対して献身的な姿で接してくださった。

以上の 3 人の恩師からご教授頂いたことを一生胸に、さらなる精進を重ねていく所存である。

また、京都大学大学院工学研究科の北村隆一教授、京都大学大学院工学研究科の谷口栄一教授にも、学位論文の審査委員として大変お世話になった。研究の方向性、データの分析法について様々なご指導とご鞭撻を頂き、厚く御礼を申し上げる。

「交通」とは無縁の筆者をここまで導き支えてくださった韓国建設技術研究院の Dae-Soon Choi 首席研究員、韓国建設技術研究院の Jun-Hwa Jeong 首席研究員と、明知大学の Ki-Jung Kum 教授、安養大学の Ju-Hyun Kim 教授にも心より感謝の念を申し上げたい。親身になって心配して下さって励ましてくださった方々である。

京都大学大学院工学研究科都市社会工学専攻交通情報工学研究室（旧 飯田研究室）の、筆者のチューターとしてお世話して下さった黒木利一氏（大阪市）をはじめ、諸先輩方や後輩にも多くの貴重なご意見やご協力を承った。深く感謝の意を表す。

そして、惜しみないご支援とご協力をくださった家族や友達、韓国での諸先輩方や後輩にもこの場を借りて愛の気持ちを伝えたい。

その他にも感謝しなければならない方々があまりにも多すぎて、今更筆者は本当に幸せなものだなと感じている。これからが筆者の研究活動の始まりであり、「意志あるところには道あり（Where there is a will, there is a way.）」という諺を胸に精進していく所存である。

2007 年 2 月

金 進 英